République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 Guelma

Faculté des Sciences et de la Technologie
Département d'Électronique et Télécommunications

THÈSE

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE DOCTORAT EN SCIENCE

Filière : Electronique

Présentée par

Griouz Badreddine

Intitulée

Reconnaissance automatique par signaux de la main

Soutenue le : 24/09/2021

Devant le Jury composé de :

Mr. Nemissi Mohamed	Professeur	Univ. de Guelma	Président
Mr. Djemili Rafik.	Professeur	Univ. de Skikda	Rapporteur
Mr.Mohamed cherif amara korba.	**MCA**	Univ. de Souk Ahras	Examinateur
Mm. Boucerredj Leila	MCA	Univ. de Guelma	Examinateur

Année Universitaire : **2021**

Dédicaces

Je dédie ce travail :

À ceux ; qui m'ont tant donné sans rien demander, qui m'ont toujours offert leur soutient m'ont épargné aucun effort pour m'aider, qui m'ont appris mes principes, à qui tous les mots ne suffisent pas pour les remercier :

« Mes très chers parents »

À mes frères et à ma soeur avec mes souhaits de bonheur et de prospérité.

À mon encadreur pour son aide précieuse

À mes collègues

Aux membres du laboratoire **PI: MIS**

À toute ma famille

À tous mes amis

À toute personne, qui m'a aidée à réaliser ce modeste travail, de proche ou de loin.

Remerciements

Je remercie en premier lieu mon grand DIEU qui m'a donné à la fois le courage, la volonté, et la patience afin d'élaborer cette thèse de recherche scientifique.

Il me sera très difficile de remercier tout le monde car c'est grâce à l'aide de nombreuses personnes que j'ai pu mener cette thèse à son terme.

Tout d'abord, je tiens à exprimer mes remerciements à mon directeur de these Monsieur Djemili Rafik qui m'a encadré tout au long de cette thèse et qui m'a fait partager ses brillantes intuitions. Qu'il soit aussi remercié pour sa gentillesse, sa disponibilité permanente et pour les nombreux encouragements qu'il m'a prodiguée.

Un hommage a le défunt Abdelhani Boukrouche, ancien Professeur à l'Université 08 Mai 1945 de Guelma et directeur de notre laboratoire PI:MIS,

Je tiens également à remercier les membres du jury pour avoir accepté de participer à mon jury de thèse et font l'honneur de bien vouloir évaluer mon travail et plus précisément :

J'exprime ma profonde gratitude à Monsieurs. Bourouba Hocine, Khider ali et abd el hakim Doghmane pour son aide sur le plan scientifique que pour sa sympathie et sa disponibilité.

Je tiens enfin à remercier l'ensemble des membres du laboratoire PIMIS chercheurs, personnels administratifs et techniques, doctorants et stagiaires, pour leurs conseils, leur aide technique mais aussi pour leur amitié

Table des Matières

Chapitre 2 Les différentes modalités biométriques de la main

Notations

LBP	Local Binary Pattern
LPQ	Local Phase Quantization
ROC	Receiver Operating Characteristics
CMC	Cumulative Match Characteristics
EER	Equal Error Rate
FAR	False-Acceptance Rate
FR	False-Rejection
FRR	False-Rejection Rate
BSIF	Binarized Statistical Image Features
PCA	Principal Component Analysis
LDA	Linear Discriminant Analysis
WLDA	Whitened Linear Discriminant Analysis
ICA	Independent Component Analysis
KFDA	Kernel Fisher Discriminant Analysis
KPCA	Kernel Principal Component Analysis
IR	Identification Rate
EIR	Error Identification Rate
k-NN	K-Nearest Neighbors

Liste des tableaux

Liste des figures

Introduction generale

Nos jours la sécurité personnel a et prend une place importante dans notre vie quotidienne et les sociétés moderne ou les systèmes de control d’accès sont très utilise. au cours des dernières années, la reconnaissance biométrique a été une des solutions les plus appropriées pour les applications nécessitant une haute sécurité telle que l'accès aux aéroports, aux centrales nucléaires, contrôle des frontières, banque, etc.[**1-2**].

La biométrie est une alternative sécurisée des méthodes traditionnelles de vérification d’identité des individus tels que les mots de passe et autres, pour cela en utilise la reconnaissance automatique des individus à travers leurs caractéristiques comportementales telles que la voix [**3**], la signature [**4**] ou physiologiques comme le visage [**5**], l’empreinte digitale [**6**]. Ces caractéristiques s’appellent modalités biométriques. Les modalités biométriques ne peuvent pas être facilement oublié, perdu, échangé ou volé. Elles sont aussi permanentes ce qui signifie qu’elles ne varient pas ou peu au cours du temps. Grâce à ces propriétés.

Cependant, l'utilisation de la biométrie pour la reconnaissance personnelle devient pratique et beaucoup plus précise que les méthodes traditionnelles comme l'utilisation des mots de passe, de la carte d’identité, du code PIN ou des cartes à puces qui peuvent être volées ou falsifiées.

Généralement, les systèmes biométriques se composent des quatre modules suivants:

Module acquisition des données - dans ce module en utilise un capteur pour obtenir des données biométriques brutes de l'utilisateur.

Module d'extraction de fonctionnalités - ce module extrait des paramètres qui représentent avec précision les données biométriques brutes pendant la phase acquisition, ces paramètres sont stockées dans la base de données et sont appelées modèles ou vecteurs de paramètres.

Module de base de données - il s’agit comme un référentiel pour toutes les informations biométriques requises par le système pour prendre des décisions futures. des mesures de sécurité sont également nécessaires afin que les vecteurs de caractéristiques utilisés pour l'identification ne soient pas volés par les attaquants.

Module de classification et de décision - compare les fonctionnalités extraites aux modèles stockés pour générer des scores correspondants. Si le score est inférieur à un certain seuil, l'image de requête est mise en correspondance avec le modèle stocké. c’est non, il est rejeté.

L’empreinte digitale et la modalité biométrique la plus ancienne ou elle utilise en 19th siècle en France par la police pour identifier des criminelles cette technique situe dans la main est acceptable dans le monde en peut noter aussi que la main est une région riche de modalités biométriques et la plus utilise. Parmi les modalités biométriques sur la main : l’empreinte digitale, l’empreinte palmaire .La géométrie de la main, l’empreinte de articulation des doigts « Knuckle Print », l’empreinte veineuse de doit(Finger Vein), l’empreinte veineuse de palme (Palm Vein), c’est la raison ou nous consacrons dans cette étude de thèse aux modalités biométriques de la main.

L’objectif de nos travaux consiste à étudier des nouvelles approches de reconnaissance biométriques par les signaux de la main. En effet nous proposons une nouvelle méthode aux niveaux de prétraitement basse sur le filtre de déférence de Gabor (DOG) puis une technique d’extraction des paramètres basse sur la décomposition pyramidale spatiale (SPD) finalement la description de l’image par les descripteurs de motif binaire tel que locale la méthode LBP(, BSIF(Binarized Statistical Image Features) ,LPQ (Local Phase Quantization) .

Ce manuscrit se compose de quatre chapitres. Il structuré comme suit :

Dans le premier chapitre : Nous exposent les concepts et l'architecture d’un système de reconnaissance biométrique pour les deux modes identification et authentification. nous présentons des notions et des définitions de base liées à la biométrie et au principe de fonctionnement des systèmes biométriques ainsi que nous exposent les concepts et l'architecture d’un système de reconnaissance biométrique pour les deux modes identification et authentification est les outils, généralement ce chapitre donne un aperçu sur l’évaluation d’un système.

Le deuxième chapitre : Il présente aussi les différentes modalités biométriques de la main, ou en parle à l’état d’art de ces modalités est les éléments essentiels pour la reconnaissance et le **traitement de modalités de la main.**

Le troisième chapitre : Il présente une étude théorique détaillée sur les différentes méthodes utilisées dans les modules de prétraitement, d’extraction de caractéristiques et de classification.

Le quatrième chapitre : Lest Résultats expérimentaux et discussions explique en détail les trois méthodes proposées, illustre les résultats expérimentaux des méthodes proposées et les compare avec ceux des méthodes déjà publiées. Et enfin nous terminons ce travail par une conclusion et des perspectives.

Chapitre 01 :Système biométrique

1.1 Introduction

L'identité est une notion philosophique liée à la personnalité de chaque individu. En effet, l'identité d'une personne est définie comme la caractéristique distinctive qui fait une personne différente des autres. Une personne est identifiée depuis sa naissance avec un nom et quelques données personnelles telles que la date et le lieu de naissance, la famille, les ...qui sont de plus en plus souvent vérifiés au cours de leur vie. Chaque personne doit revendiquer son identité dans plusieurs opportunités (compte bancaire, accès local, à travers les frontières, etc.) Dans le passé, l'identification des personnes était une tâche manuelle, mais Aujourd'hui, elle est devenue une tâche numérique et automatique [1].

Le phénomène de la fraude n'a cessé de croître dans la société, qui ressent chaque jour le besoin de le contrôler. Les applications de sécurité nécessitent une authentification de l'utilisateur. Cette authentification se faisait par des moyens d'identification reposant sur une chose que nous connaissons ou que nous possédons. Les mots de passe ou autres codes correspondent à des choses que nous connaissons, tandis que les badges, cartes ou documents d'identité correspondent à des choses que nous possédons. Ces deux moyens d'identification peuvent être combinés, comme dans l'exemple de la carte de crédit qui repose sur la présence de la carte et la connaissance du code secret pour l'utiliser. Cependant, ces moyens d'identification présentent un ensemble d'inconvénients tels que la falsification, le vol, la perte, etc. Dans le cas des documents d'identité, d'autres problèmes peuvent être posés lors de la délivrance. En effet, un document d'identité peut non seulement être perdu ou falsifié, mais aussi être exposé à des fraudes plus graves qui consistent à réaliser des documents originaux pour une fausse identité. ar conséquent, une personne peut avoir plusieurs identités, entraînant un manque de sécurité, surtout si cette personne est un criminel. En effet, il est difficile de savoir si une personne qui se présente pour obtenir un document d'identité, n'a pas déjà été en situation de posséder des documents avec une autre identité.

Un moyen efficace de résoudre ces différents problèmes présentés par les moyens d'authentification traditionnels est la biométrie. Elle est le moyen d'identification le plus efficace car elle repose de manière croissante sur l'identité d'une personne principalement en termes de caractéristiques distinctives (physiques ou comportementales).

1.2 La biométrie

La biométrie combine deux mots importants, "bio" et "métrique". Ainsi, la biométrie traite de certaines mesures biologiques ou métriques utilisant des caractéristiques biologiques.

La biométrie est une technique globale visant à établir l'identité d'une personne en mesurant une de ses caractéristiques biologique [2].

La biométrie combine la technologie de la biologie et la technologie de l'information pour exploiter les caractéristiques physiques ou comportementales du corps humain afin d'identifier l'identité d'une personne de manière à remplacer ou à améliorer les méthodes traditionnelles d'identification personnelle [3].

Le mot biométrie est une traduction du mot anglais « biometrics » qui correspond en français à l'anthropométrie. Il désigne dans un sens très large l'étude quantitative des êtres vivants, mais dans le contexte de la reconnaissance d'individus il est défini par [4] :

- Selon le CLUSIF (Club de la Sécurité des systèmes d'Information Français), la biométrie est la science qui étudie à l'aide des mathématiques, les variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé [4].

Selon la RAND (Public Safety and Justice), la biométrie est définie comme toute caractéristique physique ou trait personnel automatiquement mesurable, robuste et distinctif qui peut être employé pour identifier un individu ou pour vérifier son identité [5].

Il peut y avoir plusieurs types de caractéristiques biologique, les unes plus fiables que d'autres, mais toutes doivent être infalsifiables et uniques pour pouvoir être représentatives d'un et un seul individu. D'autre part, comme nous allons le voir, les caractéristiques physiques sont loin d'être si parfaites et si précises, et l'on atteint très vite des limites pour ces techniques.

Les techniques basées sur la biométrie jouissent à l'heure actuelle d'un engouement général favorisé par un phénomène de mode, principalement véhiculé par les films au cinéma et à la télévision. Ainsi, il n'est pas rare de voir des scanners rétiniens avec de superbes lasers rouges, des lecteurs d'empreintes digitales avec de très jolis voyants -clignotants-, etc. Tout cela représentant le summum de la technologie du contrôle d'accès. Or, les techniques de biométrie sont belles et bien en train de se répandre dans notre vie quotidienne, et ce tout en gardant une image quelque peu trompeuse. Car le problème est bien de savoir quelles techniques existent réellement, et quelles sont leurs limites.

La biométrie est le moyen le plus approprié pour identifier et vérifier l'identité des personnes de manière fiable et rapide grâce à des caractéristiques biologiques uniques.

La biométrie est une discipline scientifique qui implique des méthodes de reconnaissance des personnes par leurs caractéristiques physiques et/ou comportementales.

La biométrie est de reconnaître une personne grâce à ses caractéristiques les caractéristiques biologiques appelées modalités biométriques.

1.3 Modalité biométrique

Le trait biométrique inclut la mesure des caractéristiques d'un individu pour une identification et une vérification uniques. Ces traits sont également appelés ***modalités*** ou ***identificateurs*** et servent de base au développement du système. Ce sont les attributs particuliers sur lesquels le système de reconnaissance biométrique est développé.

Il existe deux catégories de modalités biométriques :

- Les modalités physiologiques : comme les empreintes digitales, la géométrie de la main et l'empreinte palmaire, les empreintes des articulations des doigts, l'oreille, le motif facial, l'acide désoxyribonucléique (ADN), la rétine, l'authentification de la veine de la paume et de la nervure du doigt, la voix/voix, l'odeur, l'ECG, l'iris **Figure 1.1.**

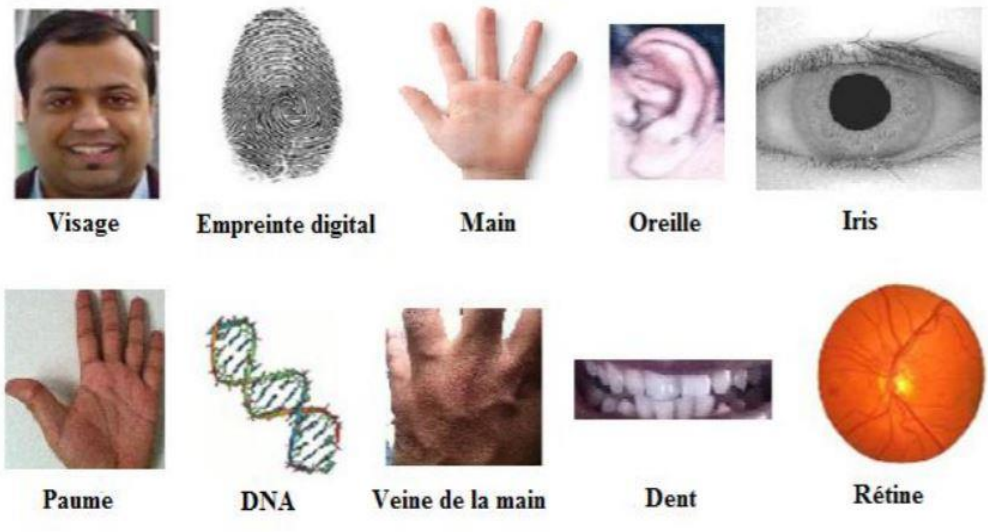


Figure 1.1 Exemple des modalités physiologiques

- Les modalités comportementales incluent la voix, la signature, la démarche comme le montre la Figure 1.2.



Figure 1.2 Exemple des modalités comportementales

Par rapport aux moyens d'identification traditionnels comme les mots de passe ou les cartes, l'authentification biométrique présente plusieurs avantages dans la mesure où elle établit un lien fort entre une personne et son identité. Les principales propriétés d'une modalité biométrique sont les suivantes :

- **Universalité :** Chaque personne doit avoir la caractéristique biométrique.
- **Unicité** : toute deux personnes ne devraient pas avoir la même caractéristique.
- **La permanence :** La caractéristique biométrique ne doit pas changer avec le temps.
- **Performance :** Exactitude, vitesse et robustesse
- **Acceptabilité :** S'étendre aux personnes désireuses d'accepter de donner une caractéristique
- **Protection contre la falsification :** la caractéristique doit être difficilement falsifiable afin d'éviter une utilisation frauduleuse du système.

Ces propriétés ne sont pas toutes disponibles dans toutes les modalités, ou peuvent être présentes avec des degrés différents. Il n'existe donc pas de modalité idéale ou parfaite. Le compromis entre la présence et l'absence de certaines de ces propriétés est nécessaire en fonction des besoins de chaque système, relativement au choix de la modalité biométrique [1].

1.3.1 Les modalités physiologiques

Ces modalités sont uniques, permanentes et les plus couramment utilisées. En plus sont largement acceptés en raison de caractéristiques telles que la capacité de collecte, l'unicité, la permanence et le faible coût de la vérification et de l'identification.

Leur principe est basé sur l'identification de traits physiques particuliers de la personne, par d'exemple la forme de l'oreille, la thermographie facial, la forme de la main, voir aussi la forme du visage, les empreintes digitales, l'iris, la rétine, etc.

Ils peuvent être soit :

- soit morphologiques
- soit biologiques.

Les modalités morphologiques sont principalement les empreintes digitales, la forme de la main, du doigt, le réseau veineux, l'œil (iris et rétine) et la forme du visage. Les modalités biologiques sont généralement l'ADN, le sang, la salive ou l'urine qui peuvent être utilisés par les équipes médicales et la police scientifique.

1.3.2 Les modalités comportementales

Ces modalités se basent sur l'analyse de certains comportements d'une personne et sont moins utilisées. Ils sont les attributs qui décrivent la personnalité et le comportement d'un individu. Les plus connus sont le tracé de sa signature, l'empreinte de la voix, la démarche et la façon de taper sur un clavier.

Il convient d'ajouter à ces deux catégories l'étude des traces biologiques regroupant de façon non exhaustive l'analyse de l'ADN et du sang [6].

1.4 Les différentes technologies biométriques

Les technologies biométriques peuvent être regroupées en trois catégories en fonction de la dimension du signal :

- La technologie 1D

  La biométrie 1D contient principalement des technologies de reconnaissance de la voix et des signatures
- La technologie 2D

Les technologies biométriques 2D sont largement utilisées, comme l'iris, le visage, les empreintes digitales, la géométrie de la main, l'empreinte de la paume et d'autres technologies biométriques basées sur des images 2D.

Un certain nombre de caractéristiques physiologiques et comportementales ont été proposées et se sont révélées être des caractéristiques biométriques efficaces. Mais chaque caractéristique biométrique a ses limites, et aucune biométrie n'est censée permettre de distinguer complètement chaque individu. C'est pourquoi de nombreuses recherches ont été menées pour établir les forces et les faiblesses de diverses caractéristiques biométriques. Un bref résumé des avantages et des inconvénients des diverses modalités biométriques est présenté pour chacune. Notons que les modalités relatives à la main seront décrites en détail au chapitre 2.

1.4.1 Les technologies unidimensionnelles

La reconnaissance de la voix (du locuteur) comprend l'identification et la vérification de la voix [7]. La reconnaissance vocale englobe les modes dépendant et indépendant du texte [8,9]. Les méthodes dépendantes du texte discriminent la voix par le même énoncé, tel que des mots, des chiffres ou des phrases spécifiquement déterminés. Par contre, les méthodes indépendantes du texte reconnaissent la voix, quelle que soit la forme des mots ou des chiffres fournis par les locuteurs. Lorsque la personne prononce un mot ou un nombre, la voix forme une onde. La forme d'onde est

connue comme un modèle vocal qui, comme les empreintes digitales ou d'autres caractéristiques physiques, est unique.

La différence entre les caractéristiques acoustiques des individus est utilisée comme une caractéristique discriminante. Ces caractéristiques acoustiques reflètent à la fois l'anatomie (par exemple, la taille et la forme de la gorge et de la bouche) et les modèles comportementaux appris (par exemple, la hauteur de la voix, le style de parole) (figure 1.3).

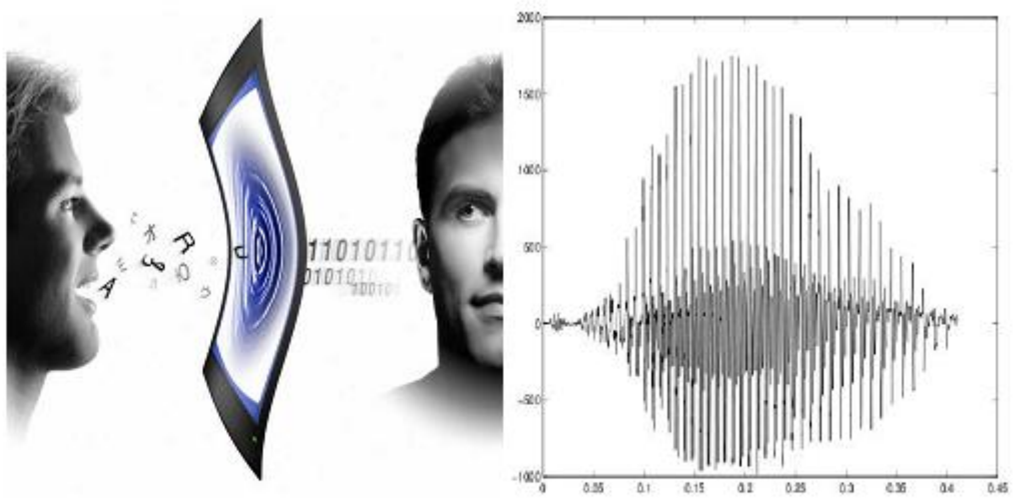


Figure 1.3 Identification du locuteur

Bien que chaque personne possède un pitch différent, ce qui peut être considéré comme des caractéristiques physiques, la voix humaine est classée dans la catégorie des caractéristiques biométriques comportementales [6,9]. Cependant, ce ne sont pas seulement les qualités du microphone et du canal de communication, mais aussi le vieillissement, les conditions médicales ou même l'état émotionnel qui peuvent affecter la partie comportementale du discours d'une personne [10].

1.4.1.1 Signature en ligne

La reconnaissance des signatures représente un domaine important de la reconnaissance biométrique. Elle a une longue tradition dans de nombreux domaines commerciaux communs. Cette technologie est considérée comme une biométrie comportementale se divise généralement en deux types, à savoir en ligne et la reconnaissance hors ligne de la signature. La reconnaissance de signature en ligne est principalement basée sur les caractéristiques unidimensionnelles telles que la pression, la vitesse, l'accélération de la signature, etc. Pour Reconnaissance de l'écriture manuscrite en ligne, le système tente de reconnaître les sujets au fur et à mesure qu'ils écrivent [11].



Figure 1.4 Signature en ligne

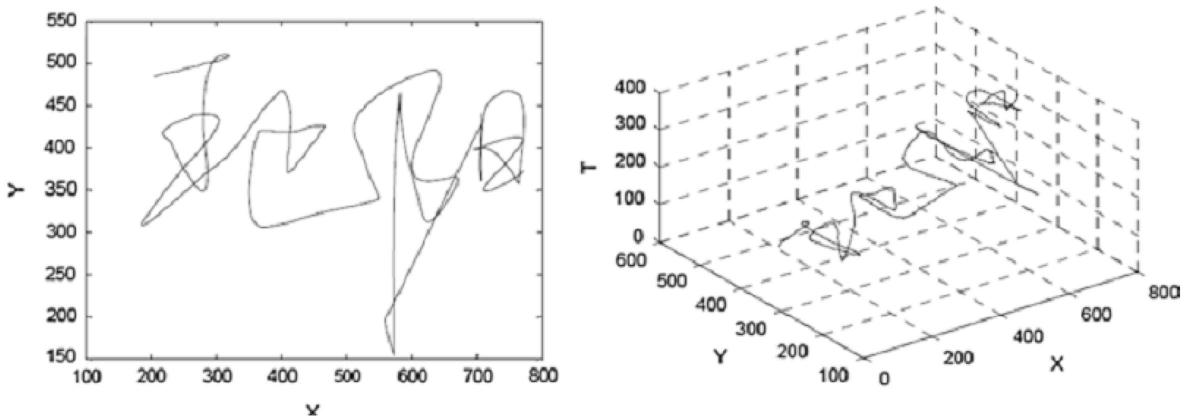


Figure 1.5 Une signature originale indiquée en 2-D et 3-D avec l'information temporelle (Li et al. 2006)

Il s'agit également d'une biométrie faible, qui dépend de l'état d'esprit d'une personne et présente un large éventail de variations, ce qui pose de nombreux défis dans la conception d'un dispositif de reconnaissance automatique de signature.

1.4.1.2 Dynamique de la frappe

La dynamique de frappe est l'information de synchronisation détaillée qui décrit exactement quand chaque touche a été enfoncée et quand elle a été relâchée lorsqu'une personne tape sur un clavier d'ordinateur [12]. Il s'agit d'une autre modalité de biométrie comportementale qui étudie la manière et le rythme du style de frappe d'un individu. Les différences communes aux différents styles de frappe sont les suivantes : a) une personne peut utiliser la touche Maj droite ou la touche Maj gauche, b) les majuscules peuvent être générées en utilisant la touche Caps Lock ou en utilisant Maj + alphabet, c) la vitesse de frappe, d) la différence de vitesse de frappe lors de la saisie de caractères par opposition à la saisie de chiffres (ou de symboles), e) la fréquence d'utilisation de la touche Retour arrière ou de la touche Suppr, etc. Il s'agit d'une biométrie faible, ce qui signifie qu'elle a une capacité différentielle limitée, mais un taux élevé d'acceptation par les utilisateurs, ce qui la rend idéale pour une utilisation dans une application civile En effet, il enregistre et analyse les données dans le domaine temporel en permanence (et pas seulement à l'heure de démarrage), une alarme silencieuse peut être envoyée à l'administrateur du système ou à toute autre

personne concernée pour les alerter de la violation de la sécurité. Le défaut de la dynamique des touches est les variations encourues en raison d'un changement d'humeur ou d'état de la personne. Les personnes auront des vitesses de frappe différentes et se mettent en forme lorsqu'ils sont fatigués ou en état d'ébriété par rapport à ce qu'ils ressentent normalement. Il y a la nécessité de développer des systèmes robustes pour prendre en compte ces variations [13].

1.4.2 Les technologies bidimensionnelles

1.4.2.1 Le visage

Les traits du visage sont les caractéristiques par lesquelles les humains se reconnaissent entre eux. C'est un phénomène naturel chez les êtres humains. Mais ce n'est pas aussi simple pour les ordinateurs. Par rapport à d'autres systèmes biométriques, la vérification des visages est peu coûteuse, car elle ne nécessite qu'une caméra montée à un endroit approprié, par exemple à l'entrée d'un contrôle d'accès physique de la région. Pour la vérification, il capture les caractéristiques physiques telles que les contours supérieurs des orbites, les zones autour des pommettes et les côtés de la bouche.

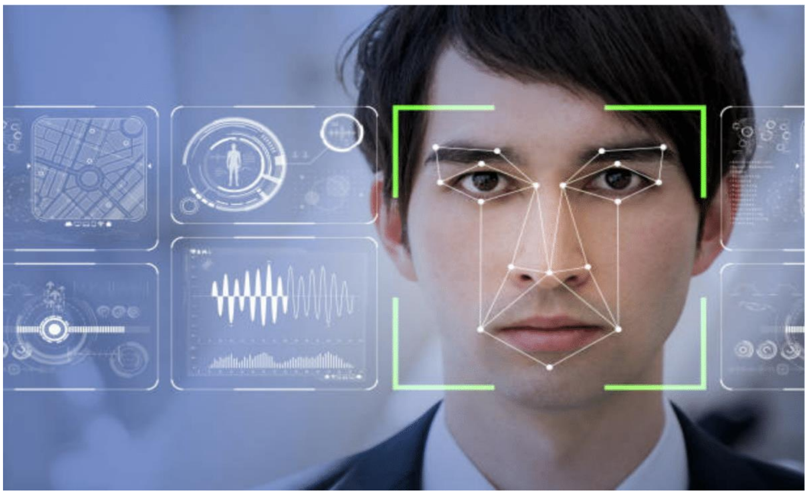


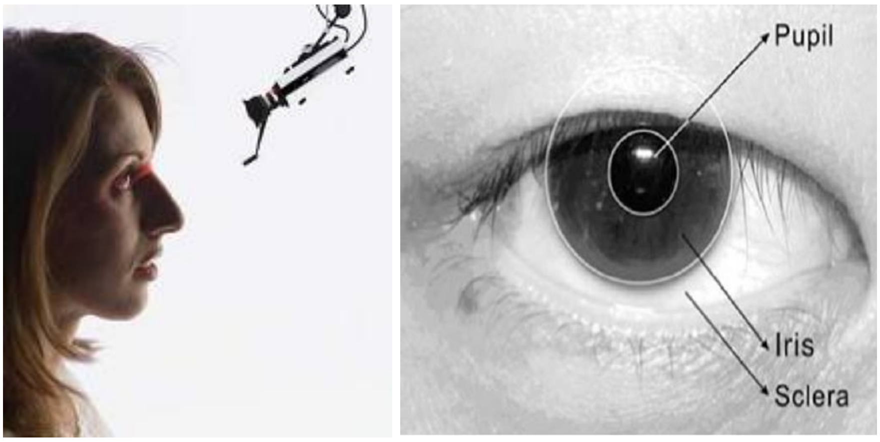
Figure 1.6 Le visage

Le balayage du visage est adapté aux environnements où le contrôle et la surveillance sont nécessaires, avec un minimum d'interférences avec les passagers. Aux États-Unis, l'État de Virginie a installé des caméras à reconnaissance faciale sur les plages de Virginie pour enregistrer et comparer automatiquement leurs visages avec les images des criminels présumés et des fugueurs [14]. Toutefois, l'acceptation par les utilisateurs du balayage facial est inférieure à celle des empreintes digitales.

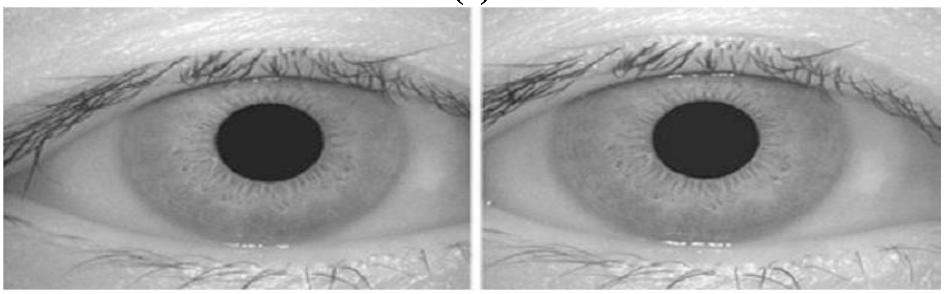
1.4.2.2 Iris

L'iris humain désigne la région auriculaire de l'œil délimitée par la pupille et la sclérotique (blanc de l'œil) de chaque côté [15] ou l'iris est l'anneau qui entoure la pupille. La reconnaissance de l'iris est l'une des technologies biométriques les plus

efficaces, capable d'identifier avec précision l'identité de plus de mille personnes en temps réel [16].



(a)



(b)

Figure 1.7 L’iris avec des exemples d'images d'iris de la base CASIA-IrisV1

Une caméra utilisant la lumière visible et infrarouge scanne l'iris et crée un modèle de caractéristiques basé sur les caractéristiques du tissu de l'iris, comme les anneaux, les sillons et les taches de rousseur. Il est protégé des problèmes d'hygiène habituels car il utilise un système d'imagerie sans contact (figure 1.6(b)).

1.4.2.3 La rétine

La rétine est un tissu fin présentant des motifs vasculaires situés dans la partie postérieure de l'œil (voir figure1.7). Elle est considérée comme une biométrie unique en raison de la structure complexe des capillaires qui alimentent la rétine en sang [17].

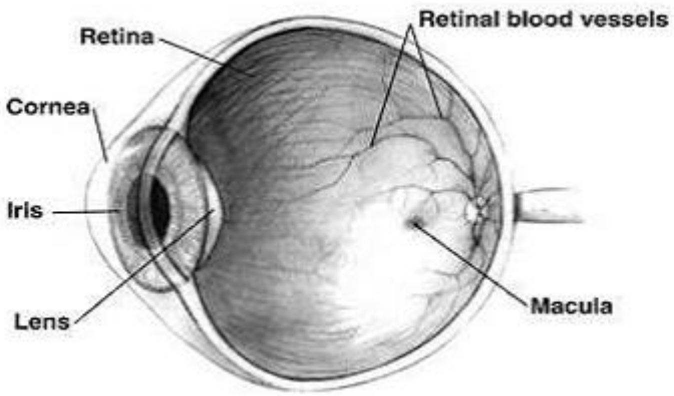


Figure 1.8 La rétine

Pour capturer ce motif, une personne doit regarder dans un oculaire. Un rayon de lumière infrarouge de faible intensité, imperceptible, est alors envoyé pour éclairer la rétine et capturer l'image. Étant donné que dans ce processus de capture d'image, la personne doit être en contact avec l'appareil et exposer une partie très sensible du corps, à savoir les yeux. Cette procédure n'est pas vraiment acceptée par l'utilisateur. Il convient de souligner qu'il s'agit d'une méthode différente du balayage de l'iris qui peut être effectué à une distance de quelques mètres. Il est également possible d'examiner la rétine d'une personne et de prédire les conditions médicales du diabète, du glaucome ou des troubles dégénératifs de la rétine ; ce sont des informations personnelles sensibles. C'est une autre raison pour laquelle les gens appréhendent les méthodes d'identification de la rétine, même si certaines personnes pensent qu'il s'agit de la méthode biométrique la plus précise et la plus fiable [18].

1.4.2.4 Reconnaissance de la démarche

La reconnaissance de la démarche est la technique utilisée pour identifier une personne par son style de marche (voir Figure 1.8). Il s'agit d'une modalité biométrique comportementale qui reconnaît les individus en utilisant les principes de la cinématique dans le domaine spatio-temporel. En général, il est demandé à une personne de se déplacer sur un tapis roulant ou une piste spécialement conçue et connectée à un ordinateur.



Figure 1.9 la démarche

Une petite séquence vidéo est alors réalisée pour capturer le mouvement complet [19]. Ensuite, des attributs tels que la longueur et la largeur des pas, la vitesse de marche, la rotation des articulations de la hanche, du genou et de la cheville, les angles moyens des articulations de la hanche/du genou/du coude, etc. sont enregistrés pour constituer un vecteur de caractéristiques.

1.4.2.5 L'oreille 2D

L'identification des empreintes des oreilles consiste à utiliser les caractéristiques les plus importantes de l'oreille pour l'identification personnelle en exploitant la forme de l'oreille et la structure ou les contours du tissu humain congénital du pavillon de l'oreille. La technique d'identification de l'oreille correspond à la distance des points distinctifs sur le pavillon de l'oreille. Il existe des preuves montrant que la forme de l'oreille et la structure du tissu cartilagineux du pavillon de l'oreille sont distinctives. Par conséquent, le système biométrique basé sur l'oreille peut être utilisé pour authentifier l'identité personnelle. La reconnaissance biométrique par la modalité oreille représente un domaine de recherche actif, pour lequel de nouvelles techniques sont développées régulièrement. Les chercheurs ont suggéré que la forme et l'apparence de l'oreille humaine sont propres à chaque individu et que peu de changements se produisent pendant la vie d'un adulte [20]. Généralement, les images d'oreille peuvent être acquises de la même manière que les images de visage et utilisées dans les mêmes scénarios. L'empreinte oreille peut également servir de complément à d'autres modalités biométriques dans les systèmes de reconnaissance automatique et fournir des indices d'identité lorsque d'autres informations ne sont pas fiables, voire indisponibles. Dans les applications de surveillance, par exemple, où la technologie de reconnaissance de visage peut avoir des difficultés avec les visages de profil, l'oreille peut servir de source d'informations sur l'identité des personnes. Cette modalité est caractérisée par sa structure unique et stable, car l'apparence de l'oreille ne change pas durant la vie de l'être humain. En plus, le processus d'acquisition des images de l'oreille n'exige pas la coopération de la personne que l'on cherche à reconnaître. Par conséquent, l'empreinte oreille est considérée comme une modalité non-intrusive. En raison de toutes ces caractéristiques, les systèmes de reconnaissance par oreilles ont connu un développement considérable ces derniers temps. En outre, Innarelli [21] a été le premier à proposer un système d'identification automatique basé sur la forme externe de l'oreille.

1.5 Le choix d'une modalité biométrique

Le choix d'une modalité biométrique particulière dépend fortement de l'application pour laquelle elle est être utilisé. Les facteurs à prendre en compte sont les suivants[22] :

- La biométrie doit-elle être utilisée en mode d'authentification ou en mode de vérification ? Si la biométrie doit être utilisée dans un rôle d'identification, elle doit pouvoir être calculée rapidement et être plus unique en général.

- Si les exigences de sécurité du système utilisant la biométrie sont strictes. Par exemple, dans les cas d'enquêtes sur les scènes de crime et d'utilisation dans les laboratoires de police scientifique, il est plus important d'avoir des faux positifs négligeables car nous ne devons pas incriminer une personne innocente. Alors que dans une application civile où la biométrie est utilisée pour le contrôle d'accès, nous pouvons tolérer certains faux positifs car l'objectif est de ne pas refuser l'accès à la bonne personne.
- La possibilité de superviser la capture biométrique. Dans certains endroits éloignés ou en cas d'installation dans un distributeur automatique de billets, il est préférable d'utiliser un dispositif de reconnaissance automatique doté d'un dispositif de capture dont l'utilisation est plus simple.
- Si l'utilisateur va être coopératif. Dans un cas où l'on s'attend à un grand nombre de tentatives de falsification, l'utilisation d'une caractéristique physiologique forte comme la rétine, l'iris, etc. est plus fiable puisqu'elle ne peut être modifiée.
- Durée pendant laquelle la biométrie doit être utilisée. Si l'application doit être utilisée pendant une longue période, il est conseillé d'utiliser un système biométrique relativement plus stable dans le temps, à savoir l'iris.
- Exigences de calcul associées à une biométrie particulière. Cela peut varier en fonction de l'évolution de la disponibilité de dispositifs de capture plus sophistiqués
- L'acceptabilité par les utilisateurs. Il s'agit d'une mesure abstraite qui dépend des normes culturelles et sociales du lieu où la biométrie va être utilisée. Les gens doivent être à l'aise avec l'utilisation de la biométrie. Il est particulièrement important d'en tenir compte lors de l'utilisation de la biométrie pour des applications commerciales. En outre, les gens sont généralement sceptiques quant à l'utilisation de modalités biométriques plus sûres comme les empreintes digitales, l'iris et la rétine dans leurs supermarchés locaux pour l'identification.
- La distance à laquelle la personne doit être identifiée. Il s'agit d'une caractéristique importante dans le cas où l'on veut suivre un criminel en liberté. Les modalités biométriques capables d'identifier des individus à l'aide de caractéristiques saisies à faible résolution sont ici privilégiées.

1.6 Histoire de la biométrie

La biométrie (bio = la vie et metric = mesure) permet d’identifier une personne non pas grâce à une possession (e.g. une clé) ou une connaissance (e.g. un mot de passe) mais à partir d’une ou plusieurs caractéristiques physiques ou comportementales attachées aux individus

Alphonse Bertillon, est l’inventeur du premier système biométrique, appelé plus tard “système Bertillon ou Bertillonage” en 1882. Ce système était basé sur un ensemble de mesures anthropométriques comme la longueur de la main ou la distance entre les yeux. On parle aussi de “portrait parlé”. Peu pratique et insuffisamment fiable, l’empreinte digitale s’est ensuite imposer sur le système Bertillon à partir des années 1900. Ce système d’identification, aussi appelé “système Henry” dans les pays anglo-saxons pour Edward Henry, est basé sur l'unicité et la permanence de certaines figures cutanées (boucles, arches, tourbillons).

Depuis lors, de nombreux autres traits physiques ont été étudiés pour reconnaitre les personnes. On peut noter les premiers travaux en reconnaissance faciale en 1973 au Japon par Takeo Kanade ou également travaux sur l'Iris de John Daugmann en 1994. Certains traits comme le visage sont plus étudiés que d'autres car ils sont aussi utilisés par les humains pour se reconnaitre les uns les autres dans la vie de tous les jours. Plusieurs chercheurs, en particulier Anil Jain ont également proposé au début des années 2000 d'utiliser plusieurs traits biométriques afin de construite un système multimodal plus performant que les systèmes existants basés sur une seule modalité. La biométrie est maintenant aussi étudiée depuis une dizaine d'années dans un contexte de vidéo surveillance. Le plus souvent, il ne s'agit pas d'identifier stricto sensu les individus mais d'extraire plusieurs traits sémantiques (aussi appelés biométries douces) comme la taille, le genre, la couleur des cheveux, etc. Ces informations permettent de caractériser une personne, de la retrouver sur la base d'un témoignage visuel, ou bien encore de la suivre dans un réseau de caméras.

Initialement cantonné au domaine criminel, depuis 1951 la biométrie a toujours été présente au cinéma dans de nombreux films policier ou de science-fiction avec des films emblématiques comme Minory Report (2002). Actuellement la biométrie est largement utilisée lors des contrôles aux frontières. Par exemple, depuis 2004, chaque visiteur doit « donner » les empreintes digitales de ses index et une photographie de son visage à chaque entrée aux USA. Depuis 2010 a été lancé en Inde le plus ambitieux programme d'identité numérique au monde dénommé Aadhaar (une identité pour tous) basé sur plusieurs modalités : l'iris (2), l'empreinte (10) et le visage.

1.7. Comparaison entre les différentes techniques biométriques

La comparaison entre les différentes modalités biométrique se fait avec différente manières. Le Tableau 1.1 énumère les avantages et les inconvénients des différentes technologies biométriques.

Tableau 1. 1 Les avantages et les inconvénients des différentes technologies

Modalité	Avantages	Inconvénients
Iris	✓ L'iris recèle plus de données que les empreintes digitales ✓ stable durant toute la vie d'une personne. ✓ Technique fiable	✓ Les effets d'illumination et d'occlusion (les yeux bougent quand on capture l'image). ✓ La qualité de l'image n'est pas bonne. ✓ Les contours de la pupille et de l'iris ne sont pas circulaires ✓ Nécessite des dispositifs de détection spéciaux.

Visage	✓ Technique moins cher. ✓ Visage est capturé à distance ✓ Technique simple	Technologie sensible à : ✓ les variations d'âge ✓ à l’utilisation des artifices (moustaches, barbe, lunettes…) ✓ les variations expression et poses ✓ variations d’illumination
Signature	✓ Plus confortable ✓ Utilisé dans le document administratif. ✓ Accepter par les personnes ✓ rapide et efficace,	✓ Besoin d’une tablette graphique ✓ On ne peut pas utilisé à contrôle d’accès extérieur ✓ Les signatures falsifiées (imitation
Voix	✓ efficace au téléphone ✓ rapide et efficace ✓ acceptées par les personnes	✓ Sensible au bruit ambiant. ✓ Voix enregistrées ✓ Sensible à l'état physique etémotionnel de l'individu

Une comparaison entre différentes modalités biométriques selon les sept propriétés mentionnées précédemment (universalité, caractère distinctif, stabilité, recouvrabilité, acceptation, contournement, performances) est présentée dans le tableau 1.2.

Tableau 1. 2 Comparaison des Technologies Biométriques (H=Haut, B=Bas et M=Moyenne)

Modalités	**Universalité**	**Unicité**	**Permanence**	**Performance**	**Acceptabilité**	**Contre la falsification**
ADN	H	H	H	H	B	B
L’iris	H	H	H	H	B	H
La voix	M	B	B	B	H	B
La signature	L	B	B	B	H	B
La rétine	H	H	M	H	B	H

Le visage	H	B	M	B	H	B
l'oreille	M	M	H	M	H	M
La démarche	M	B	B	B	H	M
Thermographie	H	H	B	M	H	H

Le groupe international biométrique(IBG) [10] offre une comparaison de différentes modalités basée sur 4 critères selon l'analyse de Zephyr (voir **Figure 1.5)**

- **Effort** : Effort requis par l'utilisateur lors de l'authentification ou l'identification.
- **Coût (Cost) :** Lié aux dispositifs technologiques (lecteurs, capteurs, etc.)
- **Exactitude (Accuracy)** : Efficacité de la méthode (liée au taux de reconnaissance)
- **Intrusion** : Décrit l'information sur l'acceptation du système par les utilisateurs.

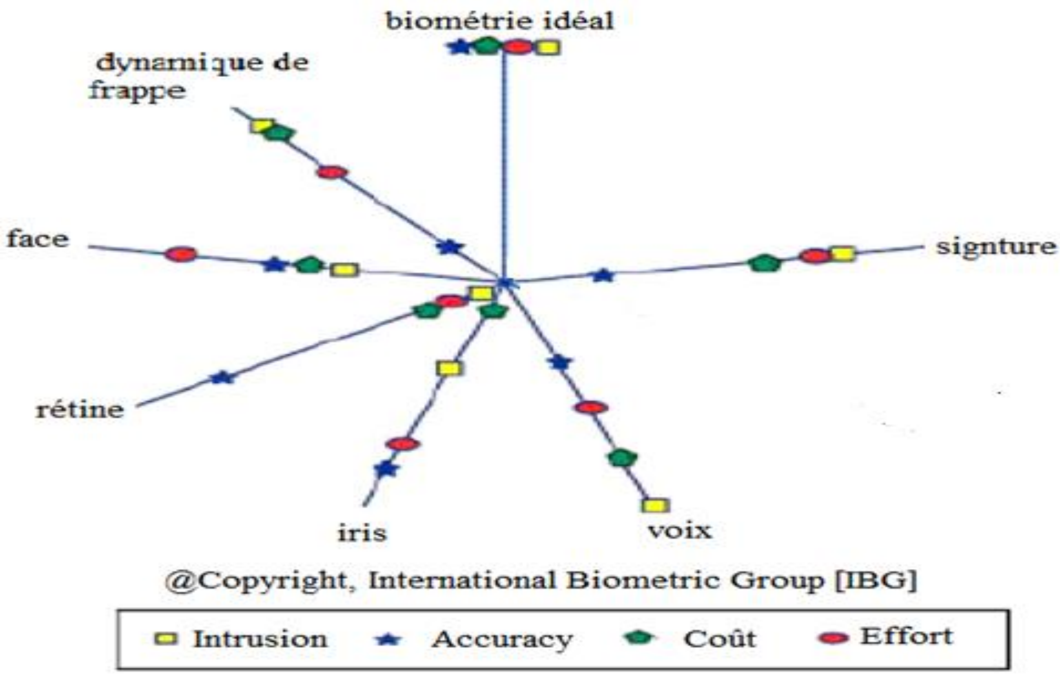


Figure 1. 10 Analyse de Zephyr : Comparaison de différentes modalités sur la base des 4 critères

Selon le groupe IBG, les empreintes digitales continuent d'être la principale technologie biométrique en termes de la plus grande part du marché, près de 52% du chiffre d'affaires total (**Figure 1.11**).

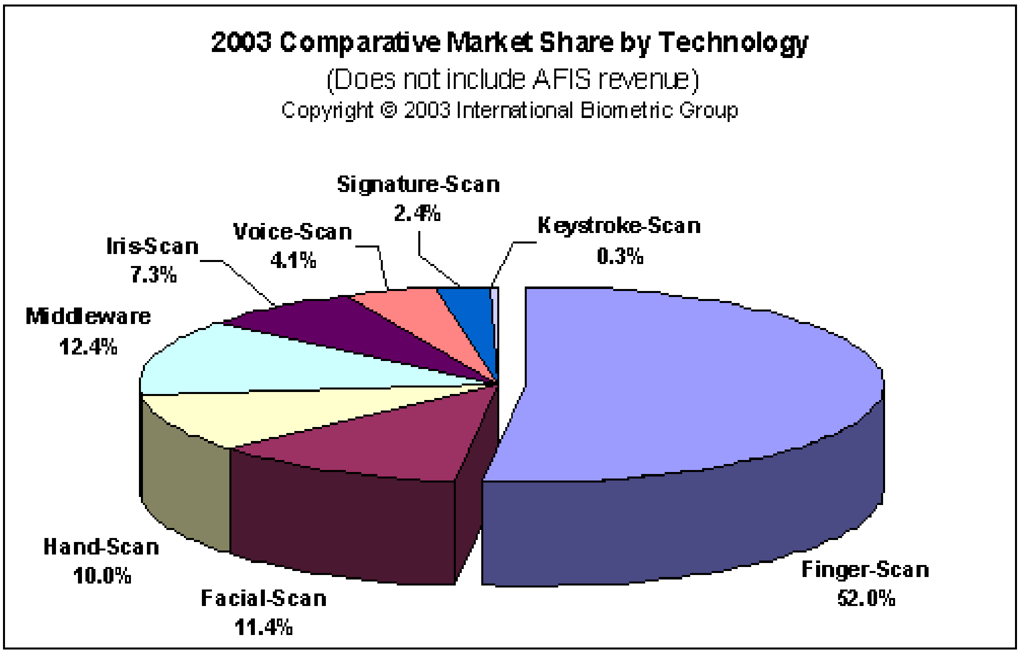


Figure 1. 11 Répartition des parts du marché par technologie

La reconnaissance du visage, avec 11.4% du marché, dépasse la reconnaissance de la main, qui occupait la deuxième place en termes de source de revenus après les empreintes digitales. Les autres technologies sont encore émergentes, ou réservées à des ieux où la sécurité atteint un niveau "paranoïaque", comme pour la reconnaissance de l'iris et de la rétine.

1.8 Récents développements en biométrie

1.8.1 Multi- modalités :

Pour les systèmes biométriques, la précision de la vérification ou de l'identification est toujours le premier objectif. Le système uni-modal, c'est-à-dire le système biométrique utilisant une seule caractéristique biométrique, souffre généralement de certaines limitations et ne peut fournir une performance de reconnaissance satisfaisante [25].

Les systèmes Multi-modalités, qui intègrent des informations provenant de multiples traits biométriques, fournissent des moyens efficaces pour améliorer les performances et la fiabilité du système biométrique. Pour combiner les informations provenant de traits biométriques individuels, il existe trois types de stratégies de fusion :

- la fusion au niveau des caractéristiques
- la fusion au niveau des scores correspondants
- la fusion au niveau des décisions.

Cinq types de système biométrique multimodal (Figure 1.11) peuvent être définis comme suit:

- **Multi-capteurs**: Il consiste à combiner différents capteurs pour acquérir la même modalité. Par exemple, à la fois un capteur optique et un capteur multispectral peuvent être utilisés pour l'acquisition d'empreintes digitales.

- **Multi-instances**: Il consiste à combiner plusieurs instances d'une même biométrique. Par exemple, l'acquisition de plusieurs images de visage avec différentes poses, expressions ou illumination.
- **Multi-représentations**: Elle consiste à utiliser plusieurs représentations pour traiter la même image acquise. Par exemple, le cas de la biométrie manuelle qui peut être représentée par sa forme et ses caractéristiques de texture
- **Multi-échantillons**: Il consiste à combiner différents échantillons de la même modalité. Par exemple, deux empreintes de doigts différents ou deux iris. Dans ce cas, différentes références doivent être acquises en phase d'enregistrement, contrairement aux multi-instances qui nécessitent une seule référence.
- **Multi-biométrie**: Elle consiste à fusionner plusieurs modalités biométriques telles que la géométrie de la main et l'empreinte de la main.

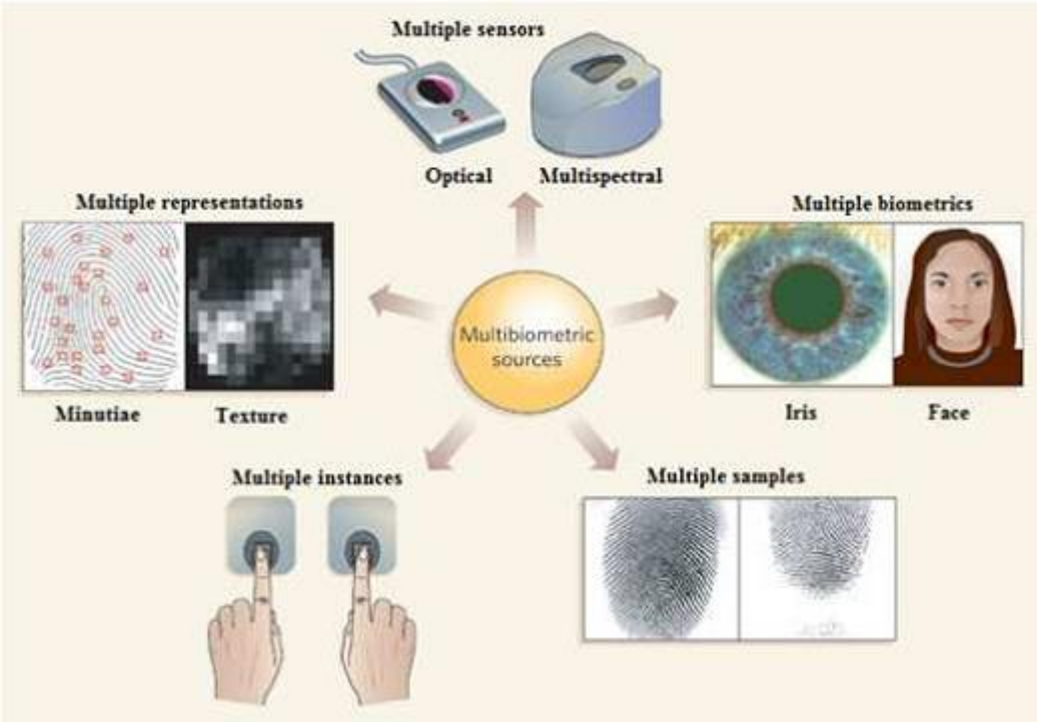


Figure 1.12 Différents types de systèmes biométriques multimodaux

1.8.2 3D Biométriques

Au cours de la dernière décennie, la reconnaissance biométrique a connu une croissance rapide et de nombreux systèmes biométriques ont été largement utilisés dans diverses applications. Cependant, la plupart des techniques de reconnaissance biométrique sont basées sur un signal 1D ou des images 2D. Jusqu'à présent, les technologies biométriques 1D et 2D présentent de nombreuses limites [26] :

- Les empreintes digitales peuvent être déformées et illisibles ou non identifiables si le bout du doigt de la personne est sale ou si le doigt est tordu pendant le processus de prise d'empreintes. Dans le cas d'une empreinte digitale à l'encre, la torsion pourrait rendre l'encre floue, déformant la forme de l'empreinte et la rendant potentiellement illisible.

- La voix d'une personne diffère avec l'âge. De même, lorsque la personne a une grippe ou une infection de la gorge, la voix change, ou s'il y a trop de bruit dans l'environnement, cette méthode peut ne pas s'authentifier correctement.
- Pour la reconnaissance de l'iris, si les personnes atteintes de diabète, les yeux sont affectés, ce qui entraîne des différences.
- La reconnaissance classique de l'empreinte palmaire en 2D est une méthode d'authentification personnelle rapide et efficace, mais les images d'empreintes palmaires en 2D peuvent être facilement falsifiées.

Même si les techniques de reconnaissance biométrique en 2D peuvent atteindre une grande précision, les caractéristiques en 2D peuvent être facilement imitées et une grande partie des informations structurelles des caractéristiques en 3D est perdue. Il est donc très intéressant d'explorer les nouvelles techniques de reconnaissance biométrique : Biométrie 3D.

Avec le développement des techniques 3D, il est possible de capturer des caractéristiques 3D en temps réel. Récemment, les techniques 3D ont été utilisées dans l'authentification biométrique, comme le visage 3D, l'empreinte digitale 3D, l'empreinte palmaire 3D et la reconnaissance 3D de l'oreille, et ont montré de nombreux avantages, tels que

- La biométrie 3D est beaucoup plus résistante aux variations d'éclairage et de pose que la biométrie 2D.
- Les données en 3D peuvent être une source d'information plus riche pour l'extraction de caractéristiques. Et généralement, elles peuvent aussi fusionner avec la biométrie 2D pour améliorer la précision du système.
- Les systèmes biométriques en 3D sont plus résistants aux attaques, car les informations en 3D sont plus difficiles à dupliquer ou à falsifier.

1.8.3 Biométrie multi spectrale

Un système biométrique doit être souple, facile à utiliser et sécurisé. Ces systèmes doivent être capables d'acquérir et de traiter des données biométriques au cours de la journée et de la nuit, dans des conditions météorologiques et environnementales variées, et résister aux tentatives d'usurpation d'identité. Le recours à la biométrie multi spectrale est l'une des rares technologies à avoir permis de résoudre un grand nombre des problèmes susmentionnés [27].

L'imagerie multi spectrale permet de capturer simultanément des images dans le spectre visible et invisible. Elle a été largement utilisée dans le domaine de la télédétection, de l'imagerie médicale et de la vision artificielle pour analyser des informations dans plusieurs bandes du spectre électromagnétique. L'imagerie multi spectrale pourrait fournir plus d'informations que la modalité unique. En général, des caractéristiques complémentaires peuvent être extraites. Ainsi, une meilleure reconnaissance et une capacité de détection des spoofs sont faciles à être réalisés.

1.9 Quelques avantages et inconvénients de la biométrie

Une quantité énorme de systèmes d'identification biométrique sont utilisés aujourd'hui. Beaucoup de ces systèmes sont basés sur les empreintes digitales, le visage, l'iris, la voix ou la veine des doigts. La technologie biométrique présente de nombreux avantages par rapport aux autres techniques (par exemple, mot de passe, code PIN, clés et cartes). Les raisons d'utiliser des systèmes biométriques comprennent:

- **Facilité d'utilisation**: les systèmes biométriques sont principalement connus pour leur commodité pour les utilisateurs finaux. Les individus n'ont pas besoin de se souvenir de différents mots de passe ni de posséder de carte d'identité; dans les deux cas, ils peuvent oublier le mot de passe ou oublier de porter la carte
- **Sécurité renforcée**: le partage de mots de passe ou la perte de cartes peuvent entraîner des problèmes et de l'insécurité, cependant, l'utilisation d'un identifiant biométrique unique réduit les risques déclarés. De plus, la duplication d'identifiants biométriques est trop difficile voire impossible
- Faible coût: les améliorations matérielles et logicielles ont conduit à une diminution du coût des systèmes biométriques, ce qui les rend compatibles avec de nombreuses organisations et entreprises. Par exemple, les ordinateurs portables HP et Lenovo sont aujourd'hui pour la plupart équipés de scanners d'empreintes digitales [31]

En plus de tous les avantages des systèmes biométriques, il y a quelques inconvénients à mentionner:

- **Confidentialité**: les systèmes biométriques collectent des informations sur les personnes qui sont utilisées à des fins d'identification, cependant, le stockage sécurisé de ces informations précieuses contre des tiers est très crucial, tout comme les mots de passe et les codes PIN, etc.
- **Dommages physiques**: la plupart des gens pensent que toucher le même appareil que des inconnus peut entraîner des maladies. En outre, on pense que la reconnaissance de l'iris peut endommager la vision. Cependant, en réalité, aucun des systèmes biométriques n'a jamais causé de dommages aux êtres humains.
- **Fausse biométrie**: l'un des inconvénients des systèmes biométriques est que des échantillons artificiels ou simulés peuvent être réalisés. Il existe des documents qui prouvent l'existence d'empreintes digitales artificielles. Pour surmonter ces types de problèmes, une détection de vivacité peut être effectuée qui contrôle si l'échantillon présenté provient d'un être humain vivant ou non.
- **Informations d'identification volées:** même si le vol d'attributs biométriques de personnes est très difficile, il existe des cas où des parties du corps ont été volées pour tromper les systèmes biométriques et dans de tels cas, les données biométriques ne peuvent pas être réinitialisées ou remplacées comme des mots de passe.

1.10 Système biométrique

En général, un système biométrique est un système informatique mis en œuvre en exploitant les méthodes, techniques et technologies d'identification biométrique correspondantes.

1.10.1 Caractéristiques du système biométrique

Les systèmes biométriques sont appelés système d'identification de personne. Il est essentiel et mieux de comprendre les caractéristiques des systèmes biométriques afin de mieux comprendre les systèmes. Les caractéristiques des systèmes biométriques [28]:

- Systèmes biométriques Intégrez une sélection technologique, définitionnelle et opérationnelle complexe dans divers contextes.
- Les fonctionnalités au niveau du système sont importantes et essentielles pour le succès et la croissance des systèmes biométriques.
- Aux fins spécifiques et prévues, les systèmes biométriques doivent être conçus et évalués et peuvent être jugés en fonction de l'environnement opérationnel sous-jacent, de la technologie, de l'ingénierie des systèmes et des régimes de test.
- Des méthodes rigoureuses et complètes pour le développement, l'évaluation et l'interprétation des systèmes affectent également la qualité et les performances du système biométrique
- Les hypothèses, les présomptions et les frais généraux des preuves doivent être fondés sur des études solides et revues par des pairs de la performance des mécanismes de reconnaissance biométrique.

1.10.2 Architecture d’un système biométrique

Un système biométrique comprend généralement quatre modules principaux [29]

- **L'acquisition de données**

Dans le module d'acquisition de données, les données biométriques d'un individu sont acquises à l'aide d'un capteur de capture tel qu'un capteur d'empreintes digitales et un appareil photo numérique pour le visage

- **Prétraitement**

Le Prétraitement : Il s'agit de plusieurs étapes permettant d'adapter les images aux étapes suivantes, telles que le redimensionnement, le reformatage, le débruitage, etc. Le débruitage ou l'amélioration de l'image est également une tâche importante qui traite tout signal indésirable ajouté dans les images originales.

- **l'extraction de caractéristiques**

Dans le module d'extraction de caractéristiques, les données acquises sont traitées pour extraire un ensemble de caractéristiques discriminantes.

- **Correspondance de modèle**

Dans le module de comparaison, les caractéristiques sont comparées avec les données stockées pour prendre une décision sur l'identité d'un individu. Par exemple Le visage ou toute image dont la reconnaissance est testée ou l'authentification est soumise à tous les processus d'apprentissage, et enfin le modèle extrait de la face de test ou de l'image est comparé à tous ceux qui sont enregistrés dans la base de données des modèles. Si l'image correspond correctement, elle est authentifiée.

- **Reconnaissance**

Après l'appariement, l'étape de test aboutit à une authentification ou ne pas. Les tâches de classification ou d'appariement sont effectuées par un certain nombre d'algorithmes et de méthodes disponibles. En fait, il est maintenant très difficile de choisir la méthode appropriée pour le processus d'appariement car la robustesse est un gros problème dans le domaine de la biométrie.

- **La base de données du système**

Dans le module de base de données du système, une base de données est construite et maintenue pour stocker les modèles biométriques des utilisateurs inscrits. Ce processus convertit les caractéristiques des images en certaines représentations appropriées, généralement appelées modèles, et la base de données de modèles est créée.

L'extraction et la comparaison des caractéristiques sont les deux problèmes les plus difficiles à résoudre dans la recherche sur la reconnaissance biométrique, et ont attiré des chercheurs de différents domaines : biométrie, vision par ordinateur, reconnaissance des formes, traitement du signal et réseaux neuronaux. L’architecture d’un système biométrique est illustrée sur la **Figure 1.12**

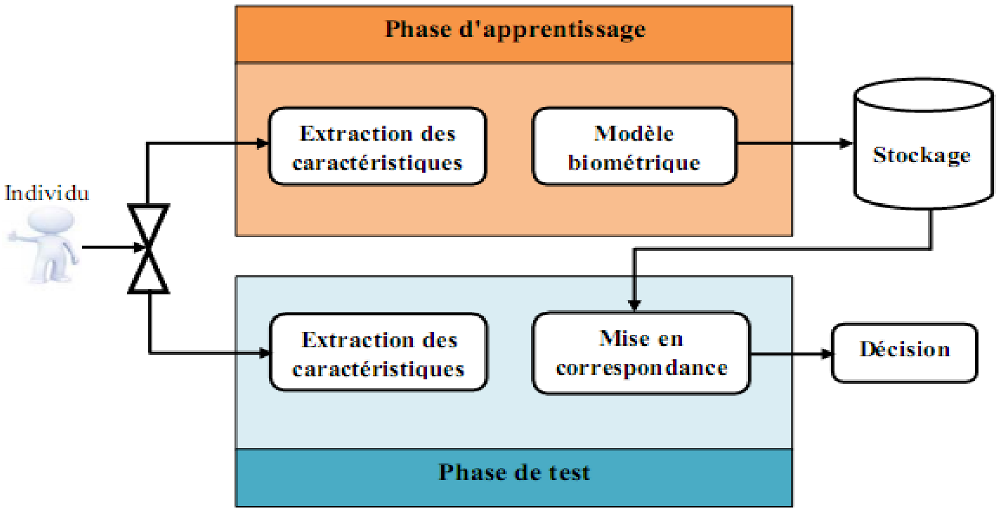


Figure 1. 13 Architecture d'un système biométrique

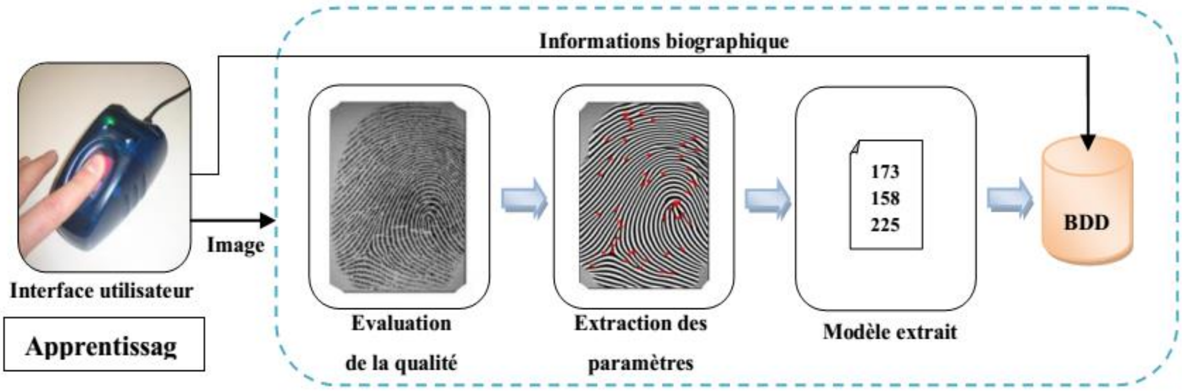
1.11 Mode de fonctionnement d'un système biométrique

En effet, il existe deux modes de fonctionnement :

- Le mode d'entrainement (enrôlement)
- Le mode de test (reconnaissance)

1.11.1 Le mode d'entrainement (enrôlement)

Avant qu'un utilisateur puisse être vérifié ou identifié par le système, il doit être inscrit par le système de biométrie. La première fois qu'un individu utilise un système biométrique est appelée une inscription (enrôlement). Lors de l'inscription, les informations biométriques d'un individu sont stockées. Lors des utilisations ultérieures, les informations biométriques sont saisies et comparées avec les informations stockées au moment de l'inscription. Notez qu'il est crucial que le stockage et la récupération de ces systèmes soient eux-mêmes sécurisés si l'on veut que le système biométrique soit robuste.



. **Figure 1. 14** Architecture du mode d'enrôlement

Au cours de cette phase, une ou plusieurs modalités biométriques sont capturés et stockés en tant que modèles dans la base de données. Cette phase est très cruciale car il influence, plus tard, l'ensemble du processus de reconnaissance. En fait, la qualité des données enregistrées sont essentielles pour les phases ultérieures d'identification parce que les données acquises sont considérés comme des références pour la personne. Un ensemble d'échantillons doit être capturé prendre en compte la variabilité de la modalité biométrique d'une personne.

1.11.2 Le mode de test (reconnaissance)

Si l'inscription est effectuée, le modèle est simplement stocké quelque part (sur une carte ou dans une base de données ou les deux). Si une phase de comparaison est effectuée, le modèle obtenu est transmis à un comparateur qui le compare à d'autres modèles existants, en estimant la distance entre eux à l'aide d'un algorithme quelconque (par exemple, la distance de Hamming [30]). Le programme d'appariement analysera le modèle avec les données saisies. Il sera ensuite produit pour toute utilisation ou fin spécifiée (par exemple, l'entrée dans une zone).

La phase d’entrainement est courante pour les modes de vérification et d'identification. C'est la phase préliminaire où les données biométriques d'un utilisateur sont enregistrées pour le premier temps dans le système.

Un système biométrique peut authentifier les personnes de deux manières :

- Vérification
- Identification

1.11.2.1 Mode vérification

Dans ce cas, le système compare la donnée de test (de la personne de test) avec la donnée biométrique stockée dans la base de données pour vérifier l'identité déclarée.

Dans ce genre de système, la comparaison n'est faite qu'une fois et sert ensuite à prendre une décision à partir de la sortie du module de comparaison. C’est une comparaison un à un d'une donnée biométrique capturée avec un modèle de stockage afin de vérifier que la personne est bien celle qu'elle prétend être. Elle peut être effectuée en conjonction avec une carte à puce, un nom d'utilisateur ou un numéro d'identification (Figure 1.3).

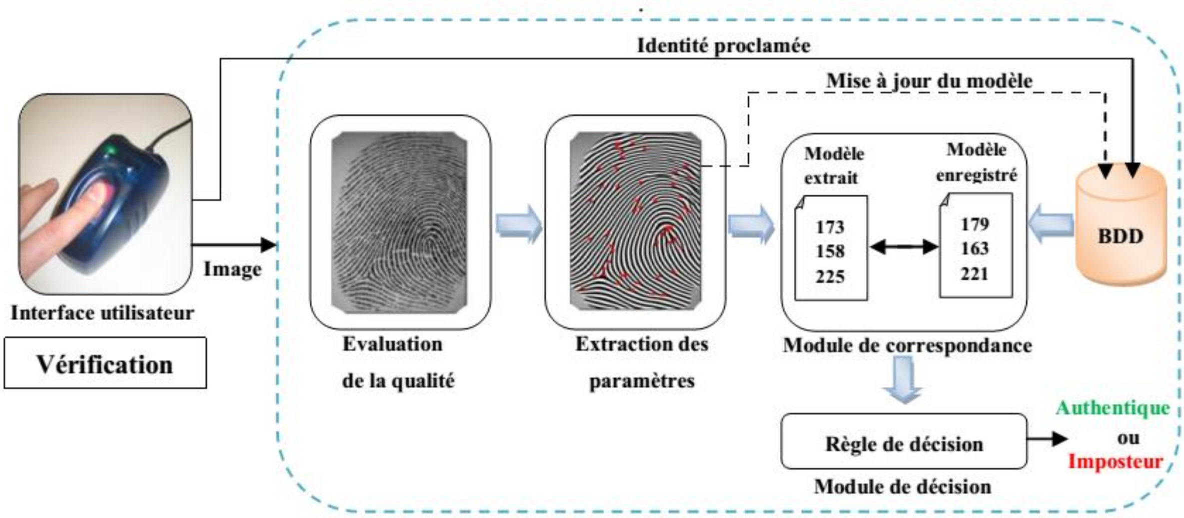


Figure 1. 15 Architecture du mode vérification

1.11.2.2 Mode identification

Il s'agit de l'identification d'un utilisateur basée uniquement sur ses informations biométriques, sans aucune connaissance préalable de l'identité d'un utilisateur.

Dans ce cas, le système compare la donnée de test avec toutes les références stockées dans la base de données et sert ensuite à prendre une décision à partir de la sortie du module de comparaison (voir **Figure 1.4**). Parfois, il est fait référence à une correspondance de 1 à plusieurs (one-to-many (1:N)). En général, la précision décroît avec la taille de la base de données.

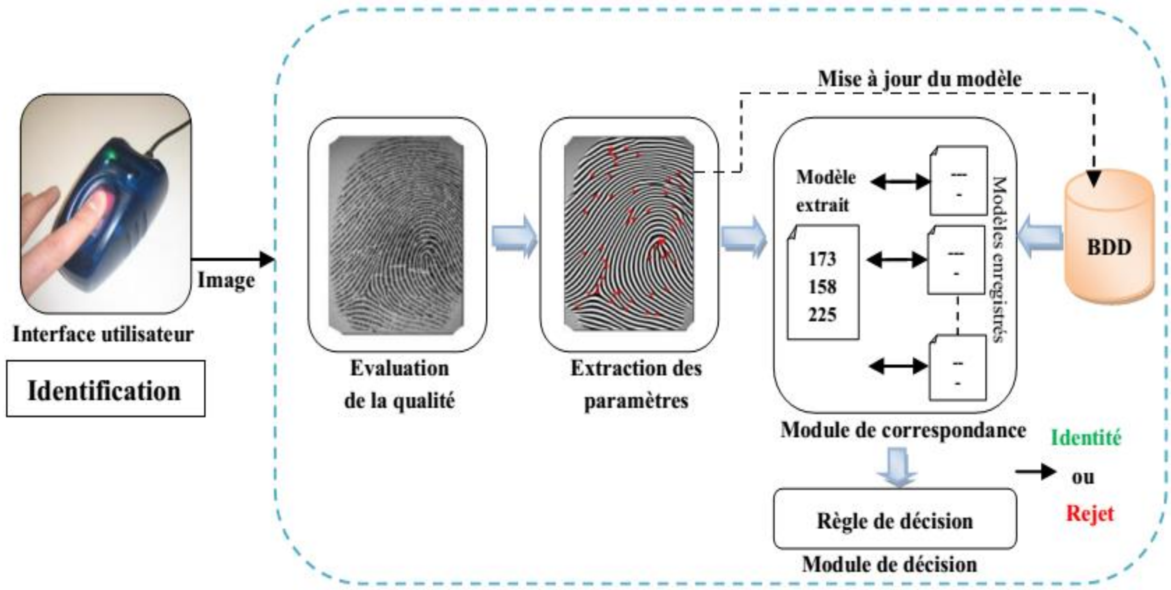


Figure 1. 16 Architecture du mode identification

1.12 Evaluation des performances d'un système biométrique

Il existe deux types de mesure des performances du système biométrique selon le mode de fonctionnement (vérification ou identification).

1.12.1 Evaluation d'un système de vérification

En vérification biométrie, chaque système est face à deux catégories de population

- Les clients qui appartiennent au système, ceux qui sont autorisés à entrer dans la zone protégée.
- Les imposteurs qui n'appartiennent pas au système, mais qui essaient généralement de le pénétrer.

Pour évaluer la performance d'un système fonctionne en mode de vérification, trois critères principaux doivent déjà être clairement définis :

- **Taux de faux rejets ou FRR** : ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont néanmoins rejetées par le système. En d'autres termes, ce taux représente les données de test authentiques qui ont été incorrectement rejetées et considérées comme des imposteurs. FRR est aussi nommé: False Non-Match Rate (FNMR).
- **Taux de fausses acceptations ou FAR** : ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont néanmoins acceptées par le système. En d'autres termes, il représente les données de test imposteurs qui ont été incorrectement acceptées et considérées comme authentiques.
- **Taux d'erreur égal ou EER** : ce taux représente la mesure de performance optimale et est calculé en fonction des deux premiers critères. Il est atteint lorsque FAR=FRR, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

La figure 2.3 montre le diagramme FAR et FRR en fonction des distributions des scores réels et des scores d'imposteurs. L'EER est représenté dans la figure 2.4.

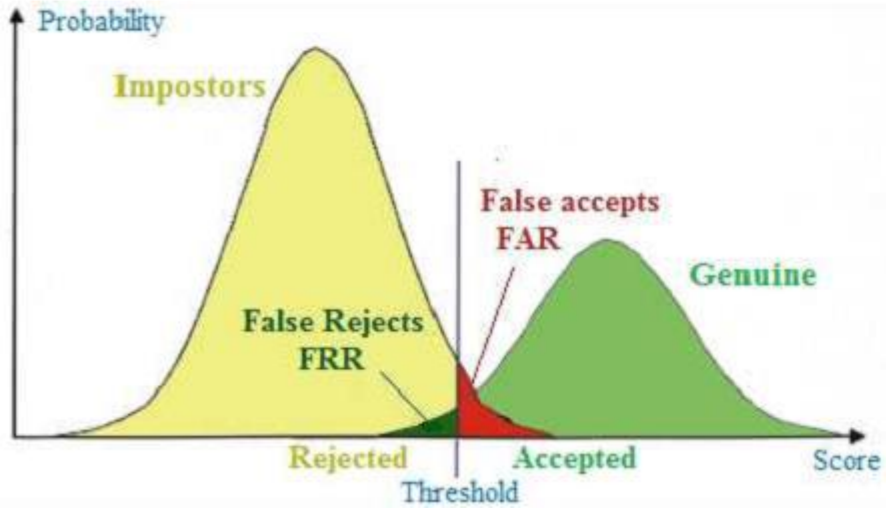


Figure 1.17 Diagramme FAR et FRR

En pratique, la valeur du FAR est affectée par le nombre de fausses acceptations (FA) divisé par le nombre de tests imposteurs dans la base de données (N). Tandis que, la valeur du FRR est affectée par le nombre de faux rejets (FR) divisé par le nombre de tests authentiques (M). En plus, les deux taux FAR et FRR sont dépendants du seuil de décision θ fixé dans le module de décision. En effet, en faisant varier la valeur de θ, les deux taux d'erreurs seront modifiés d'une manière importante. Le calcul du FAR et FRR en fonction de est donné par :

$$FAR(\theta) = \frac{FA(\theta)}{N} \qquad (1.2)$$

$$FRR(\theta) = \frac{FR(\theta)}{M} \qquad (1.3)$$

En plus une grande variété de graphiques peut être utilisée pour afficher les mêmes mesures pour illustrer un aspect particulier de la performance.

- **La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic)**

Cette courbe trace le taux de faux rejets en fonction du taux de fausses acceptations. Plus cette courbe correspond à la forme de la marque, plus le système est efficace avec un taux de reconnaissance (RR) élevé.

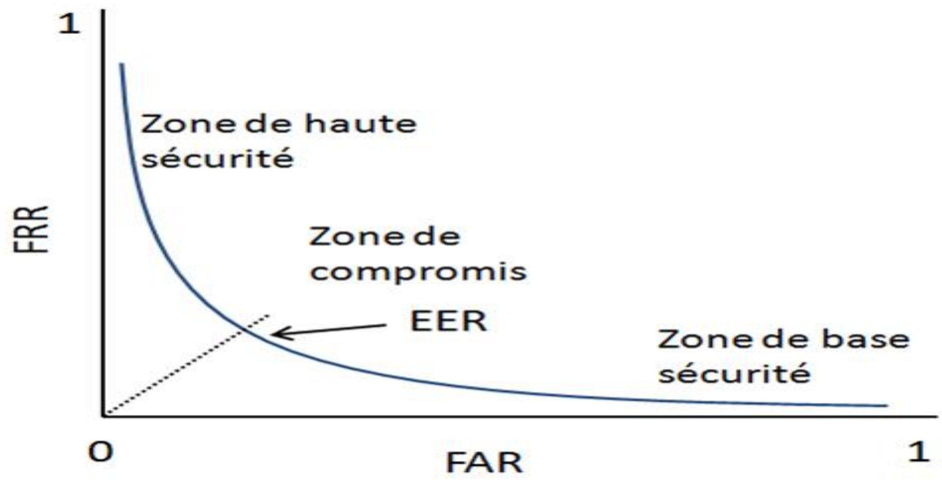


Figure 1.18 La courbe ROC

1.11.2 Evaluation d'un système d'identification

Le taux d'identification (Identification Rate), noté IR, exprime le pourcentage des données (personnes) de tests qui ont été correctement identifiées (CI) par rapport au nombre total de données utilisées en tests (N). Le taux d'identification est formulé par.

$$IR = \frac{CI \times 100}{N} \quad (1.\ 3)$$

Les chercheurs utilisent aussi le taux d'erreur qui est formulé par :

$$ER = 1 - IR \quad (1.\ 4)$$

En plus il existe un graphique appelé **la courbe CMC (Cumulative Match Characteristics)** qui peut être utilisée pour afficher les mêmes mesures pour illustrer un aspect particulier de la performance.

La courbe CMC fournit le pourcentage de personnes reconnues selon une variable appelée rang, comme le montre la figure 2.5. On dit qu'un système peut reconnaître au rang 1 lorsque l'image la plus proche est sélectionnée comme résultat de la reconnaissance, et on dit qu'un système peut reconnaître au rang 2 lorsqu'il sélectionne, parmi deux images, celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée. Par la suite, plus le rang est élevé, plus la reconnaissance correspondante est liée à un faible niveau de sécurité.

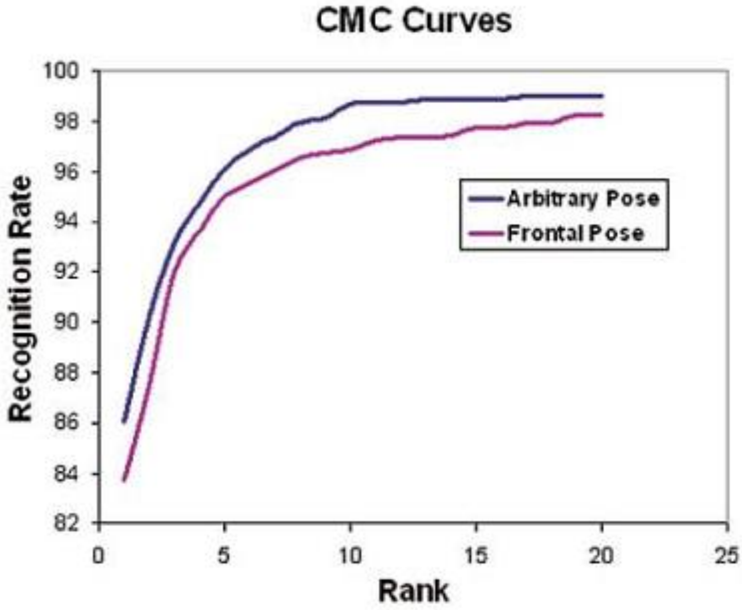


Figure 1.19 : Exemple de courbes CMC pour différentes poses du visage utilisées pour identifier une personne à partir de son visage [Buddharaju 2007]

1.13 Applications de la biométrie

La nécessité des techniques d'authentification fiables est augmentée suite aux préoccupations croissantes qui concernent la sécurité et les progrès rapides en communication, réseau et mobilité. Ainsi, la biométrie est de plus en plus intégrée dans diverses applications ou bien pouvant être classées en trois groupes principaux qui sont:

1.13.1 Applications commerciales : telles que l'accès à un réseau d'ordinateurs, la sécurité des données électroniques, le e-commerce, l'accès d'internet, l'utilisation des cartes de crédit bancaire, le contrôle d'accès physique, mobile phone, la gestion des registres médicaux ou l'apprentissage à distance, etc.

1.13.2 Applications gouvernementales : telles que les cartes d'identité (ID cards), la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, le déboursement en assistance sociale ou en permis de conduite, etc.

1.13.3 Applications légales : telles que l'identification des corps humains, les enquêtes criminalistiques ou la détermination parentèle, etc.

1.14 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques modalités biométriques avec leurs défis rencontrés dans les systèmes biométriques. Nous avons évoqué aussi les types et l'architecture d'un système biométrique avec leur application dans la vie réelle et enfin nous avons discuté l'évaluation d'un système biométrique. Dans le chapitre suivant, nous présentons un état de l'art sur les approches des différentes modalités biométriques de la main.

Références Bibliographiques

1 Charfi, N. (2017). Biometric recognition based on hand schape and palmprint modalities (Doctoral dissertation).

2 Jain A, Ross A (2002) Introduction to biometrics. In: Biometrics. Springer, New York, pp 1–41

3 Zhang, D. D. (2013). *Automated biometrics: Technologies and systems* (Vol. 7). Springer Science & Business Media.

4 Wang, P. S. (Ed.). (2011). *Pattern recognition, machine intelligence and biometrics*. Springer Berlin Heidelberg.

5 Zhang, D. D. (2000). Introduction to Biometrics. In *Automated Biometrics* (pp. 1-21). Springer, Boston, MA.

6 Barbu, T. (2009, June). Comparing various voice recognition techniques. In 2009 Proceedings of the 5-th Conference on Speech Technology and Human-Computer Dialogue (pp. 1-6). IEEE.

7 Cole RA, Mariani J, Uszkoret H, Zaenen A, Zue A (1997) Survey of the state of the art in human language technology. Cambridge University Press. ISBN: 0-521-59277-1

8 Sammut C, Squires B (1995) Automatic speaker recognition: an application of machine learning. In: Proceeding of the 12th international conference on machine learning. doi: 10.1.1.54.7372

9 Rashid RA (2008) Security system using biometric technology: design and implementation of voice recognition system (VRS). IEEE Int Conf Comput Commun Eng 898–902. doi: 10.1109/ICCCE.2008.4580735

10 Mastali N (2010) Authentication of subjects and devices using biometrics and identity management systems for persuasive mobile computing: a survey paper. IEEE 5th international conference on broadband and biomedical communications, pp 1–6. doi: 10.1109/IB2COM.2010.5723618

11 Jain, A. K., Griess, F. D., & Connell, S. D. (2002). On-line signature

verification. *Pattern recognition*, *35*(12), 2963-2972.

12 Teh, P. S., Teoh, A. B. J., & Yue, S. (2013). A survey of keystroke dynamics biometrics. The Scientific World Journal, 2013.

13 M. D. Shanmugapriya and D. G. Padmavathi, "A survey of biometric keystroke dynamics: Approaches, security and challenges," International Journal of Computer Science andNetwork Security, vol. 5, no. 1, 2009. 18

14 Virginia beach installs face-recognition cameras. The Washington post. http://

www.washingtonpost. com/ac2/wp-dyn/A19946-2002Jul3. Accessed 14 May 2003

15 Bowyer, K. W., & Burge, M. J. (Eds.). (2016). Handbook of iris recognition. Springer London.

16 Pankanti S, Prabhakar S, Jain AK (2002) On the individuality of fingerprints. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 24(8):1010–1025. doi:10.1109/TPAMI.2002.1023799

17 http://en.wikipedia.org/wiki/Retina scan

18 T. G. Group, Retina and Iris Scans

19 http://www.gait.ecs.soton.ac.uk/

20 A. Ross and A. Abaza, "Human Ear Recognition", IEEE Computer, Biometrics Compendium, Vol.44, No.11, pp.79-81, 2011.

21 A. V. Iannarelli, "Ear identification", Forensic Identification Series, Paramount Publishing Company, Fremont, California, USA, 1989.

22 Methani, C. (2010). Camera based palmprint recognition. Master of Science (by Research) in Computer Science.

23 Zhang, D., & Lu, G. (2013). 3D biometrics. Springer.

24 Li SZ, Jain AK (2009) Encyclopedia of biometrics. Springer, US

25 Sanjekar, P. S., & Patil, J. B. (2013). An overview of multimodal biometrics. Signal & Image Processing, 4(1), 57.

26 Zhang, D., Lu, G., & Zhang, L. (2018). Advanced biometrics. Springer International Publishing.

27 Zhang, D., Guo, Z., & Gong, Y. (2015). Multispectral biometrics: systems and applications. Springer.

28 Dargan, S., & Kumar, M. (2020). A comprehensive survey on the biometric recognition systems based on physiological and behavioral modalities. Expert Systems with Applications, 143, 113114.

29 Im, S. K., Park, H. M., Kim, Y. W., Han, S. C., Kim, S. W., Kang, C. H., & Chung, C. K. (2001). An biometric identification system by extracting hand vein patterns. Journal-Korean Physical Society, 38(3), 268-272.

30 Zhong, D., Li, M., Shao, H., & Liu, S. (2018, July). Palmprint and dorsal hand vein dualmodal biometrics. In *2018 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW)* (pp. 1-6). IEEE.

31 Hemant Vallabh. Authentication using finger-vein recognition. PhD thesis, University of Johannesburg, 2013.

Chapitre 02 :

Les différentes modalités biométriques de la main

2.1 Introduction

La technologie biométrique a suscité une attention croissante des chercheurs et des ingénieurs de l'authentification des personnes, dû à la demande toujours croissante de sécurité et aux avantages compétitifs de la biométrie par rapport à la technologie d'authentification traditionnelle. Le rapide développement des capteurs et des algorithmes biométriques a permis le développement de divers systèmes biométriques dans de nombreuses applications [1].

Parmi ces systèmes biométriques, la biométrie de la main est la plus populaire et occupe la plus grande part (environ 60%) du marché de la biométrie [2]. La main est une région particulièrement riche en informations pouvant être utilisées pour l'authentification ou pour l'identification des individus. Parmi les diverses solutions disponibles, l'empreinte digitale est certainement la modalité la plus utilisés, notamment grâce à son invariance dans le temps .Son utilisation a bien entendu évoluer au fil du temps, soutenue par l'émergence de systèmes de capture les plus performants.

Néanmoins, de nombreuses difficultés liées à l'amélioration de la précision, de la robustesse, de l'efficacité et de la convivialité des systèmes biométriques basés sur la main restent à résoudre, et de nouveaux problèmes naissent également avec les nouvelles applications, par exemple l'authentification des personnes sur les appareils mobiles et l'internet.

Evidemment, l'utilisation de telle ou telle modalités dépend du domaine d'application. Par exemple, si l'on désire mettre en place une gestion et un contrôle d'accès physique, on privilégiera de préférence l'utilisation de la biométrie basé sur la morphologie de la main qui est parfaitement adaptée à cette tâche. Techniquement, il s'agit d'effectuer des mesures telles que longueur, largeur des doigts, ainsi que d'autres mesures relatives aux articulations et à la paume. Au final, un vecteur résultant, concaténant l'ensemble de la caractéristique, peut être utilise dans le cadre de la reconnaissance des individus. Ce type de biométrie nécessite l'utilisation d'un système ou l'utilisateur pose sa main sur un gabarit sur lequel les emplacements du pouce, de l'index et du majeur sont physiquement matérialisés par des chevilles.

2-2 La biométrie de la main

Comme mentionné dans l'introduction de ce chapitre, la main est vraiment très intéressante, car elle possède de nombreuses caractéristiques uniques, qui peuvent être extraites et utilisées pour la biométrie. La main est unique - cette particularité a été prouvée dans toute les années où les modalités biométriques de la main sont utilisées. Il est indispensable que les modalités biométriques de la main humaine soient différentes pour des jumeaux identiques. Le problème se pose surtout pour les visages - les jumeaux identiques ont des visages tellement similaires qu'on ne peut pas les distinguer les uns des autres. Néanmoins, la plupart des autres modalités biométriques de notre corps ne sont pas seulement basées sur la structure de l'ADN et la similarité avec notre jumeau, mais sont basées sur le développement prématuré dans l'utérus de la mère. La position du fœtus, la pression interne et d'autres facteurs à l'intérieur du ventre de la mère jouent un rôle important dans la construction de la structure de nos cellules. Ces facteurs influencent près de toutes nos caractéristiques biométriques à portée de main. Seule la géométrie de la main (en particulier dans 2D) pourrait être très similaire aux jumeaux. Les empreintes digitales, la structure des veines, etc. très unique pour chaque personne sur la planète.

La main humaine contient une grande variété de caractéristiques mesurables qui peuvent être utilisées par les systèmes biométriques. La biométrie de la main est l'une des méthodes traditionnelles d'identification des personnes [3,4]. En biométrie de la main, l'utilisateur peut être reconnu en fonction de :

- la forme de la main (Hand Geometry)
- la surface de la paume (Palm Print).

En générale, la biométrie à base des traits de la main peut être divisée en deux grandes catégories :

- la partie palmaire
- la partie dorsale.

En plus, les combinaisons des traits ci-dessus ont été aussi utilisées comme traits biométriques liés à une main.

2.3. La physiologie de la main et la biométrie

2.3.1 La région palmaire

La première recouvre les zones proches de la paume. Les attributs biométriques largement utilisés extraits de cette partie de la main sont :

- L'empreinte digitale
- L'empreinte palmaire
- L'empreinte des veines du doigt

- L'empreinte des veines de la paume,
- L'empreinte des articulations du doigt palmaire (Fingerinner-knuckle print IKP)

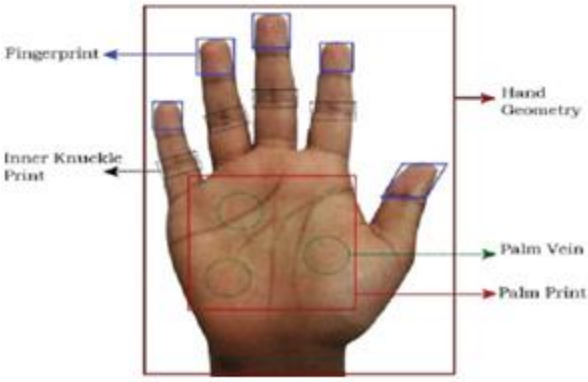


Figure 2.1 La partie palmaire de la main.

La région palmaire est supposée contenir plus de détails informatifs que la partie dorsale et plusieurs systèmes biométriques uni modaux multimodaux ont été développés utilisant la biométrie par empreinte digitale et l'empreinte de la paume.

Cependant, les personnes laissent leurs traits biométriques lie à la partie palmaire telle que l'empreinte digitale inconsciemment partout où elles se touchent, ce qui augmente les possibilités d'attaques par des imposteurs sur ces systèmes de sécurité. En outre, cette zone est également plus exposée aux accidents, ce qui entraîne la perte de certaines de ces caractéristiques.

2-3-2 La région dorsale

La partie dorsale de la main (figure 2-2) occupe la zone située derrière la partie palmaire et la plupart des modalités biométriques utilisables de cette partie sont les suivantes :

- La morphologie de la main (hand geometry or shape)
- Géométrie des doigts (finger geometry)
- Les réseaux veineux (dorsal hand vein)
- l'empreinte des articulations des doigts dorsaux (Finger dorsal knuckle print FKP)
- Finger Nail Bed

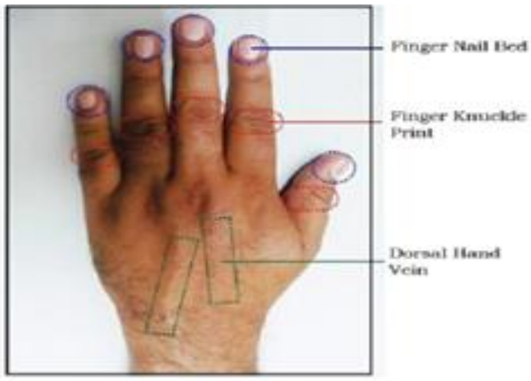


Figure 2.2 La partie dorsale de la main

Les modalités biométriques de la partie dorsale de la main gagnent donc en popularité. Par conséquent, les modalités biométriques de la partie dorsale de la main deviennent de plus en plus populaires. En raison de l'acquisition sans contact, ils ont moins de chance d'attaques d'imposteurs. Et comme il s'agit d'une zone inactive de la main, le risque de dégradation de l'information est réduit. Bien que les caractéristiques biométriques extraites de la partie dorsale ont montré qu'il est moins utile par rapport aux caractéristiques biométriques appartient à la palmaire

En tant que membres important de la famille de la biométrie liée à la main, l'authentification de personnes par l'empreinte des articulations des doigts et les veines de la partie dorsale sont devenue de plus en plus importante dans le domaine des informations biométriques en raison des détails texturaux élevés qu'ils possèdent. Mais l'acquisition des veines dans l'environnement externe est un challenge qui nécessite des capteurs thermiques infrarouges coûteux avec de nombreux algorithmes complexes pour le prétraitement. Par contre, les empreinte des articulations des doigts sont acquises par un simple appareil photo numérique et sont largement acceptées par les utilisateurs. Incontestablement, FKP fait référence aux motifs de peau de la surface externe autour de l'articulation phalangienne du doigt et contient des caractéristiques structurelles distinctives, telles que les des motifs de texture. En général, ces caractéristiques possèdent des aptitudes potentiellement discriminatoires et conviennent relativement bien à l'identification d'une personne par rapport aux autres.

2-4 Avantage de la biométrie de la main

Le trait de la main présente divers avantages par rapport à d'autres modalités biométriques. En fait, il est considéré comme attractif pour les raisons suivantes:

- La simplicité de l'acquisition de la main avec des appareils peu coûteux [3].
- Les informations sur la main peuvent être extraites en utilisant des images à faible résolution [4]
- Le trait de la main est plus acceptable par le public que les autres modalités [5].

- Les modalités biométriques supplémentaires, y compris les empreintes palmaires et les doigts, être intégré dans un système biométrique développé en forme de main [3,6].

2-5 Classification des modalités de la biométrie de la main

Les modalités de la main peuvent être classées en quatre grandes classes:

- La Géométrie
- Les Contours
- La texture de la surface
- Les Veines.

2-5-1 Géométrie

Cette modalité est couramment utilisée depuis 1970, et elle l'est encore aujourd'hui, notamment dans les entreprises, pour le contrôle d'accès ou la surveillance des présences des employés. Les caractéristiques décrivant la géométrie de la main sont généralement le creux des doigts, la longueur des doigts, la largeur de la paume, la surface des doigts, le périmètre des doigts, etc.

2-5-2 Contour (ou la Forme)

Consiste à utiliser les caractéristiques du contour de la main pour effectuer une reconnaissance biométrique. Comme pour la géométrie, une méthode de sélection ou de réduction peut également être utilisée pour réduire la taille des caractéristiques.

2-5-3 La texture de la surface

L'un des principaux avantages de la main est sa grande surface de peau. L'objectif est d'y trouver une zone plus large que l'empreinte digitale classique et qui est également riche en lignes, crêtes et rides pour effectuer une reconnaissance biométrique à l'aide de dispositifs d'acquisition moins coûteux.

2-5-4 Les Veines

La géométrie et le contour de la main présentent, plusieurs inconvénients. Ils ne sont pas uniques et peuvent être modifiés par certaines maladies, et la surface de la main peut être altérée par des problèmes physiques. Le réseau vasculaire de la main est unique pour tout le monde, même chez des jumeaux identiques comme pour les empreintes digitales, mais il ne peut pas non plus être affecté par les maladies, le

vieillissement, les coupures et les cicatrices. Les veines offrent également plus de sécurité, car elles sont internes au corps humain et ne peut être falsifié.

Pour ces raisons, nous avons choisi de concentrer notre travail de recherche sur les veines

2.6 Biométrie de la texture de la surface

2.6.1 Introduction

La région de Palmprint a été largement étudiée par des recherches, comme dans [7] où la décomposition par ondelettes a été utilisée, ou dans [8] où les caractéristiques multi-orientations et multi-échelle ont été extraites à l'aide du filtre de Gabor. [9] ont également proposé l'utilisation d'un appareil d'acquisition 3D, car les empreintes 3D sont plus difficiles à contrefaire que les empreintes 2D. De plus, depuis quelques années, la surface entière du doigt a été étudiée en tant que trait biométrique, comme dans [10] où une méthode d'extraction de caractéristiques améliorée, basée sur le motif binaire local (LBP) a été proposée spécialement pour la reconnaissance de la texture du doigt.

Pour faire face à des retours sur investissement plus petits, certaines études ont introduit une nouvelle modalité: l'impression d'articulation. Le dos ou le côté dorsal et le côté palmer ou intérieur ont été examinés. Figure 2.3 détaille l'anatomie du doigt. La phalange majeure (articulation médiane) correspond à l'articulation proximale et la petite articulation (articulation supérieure) correspond à l'articulation distale.

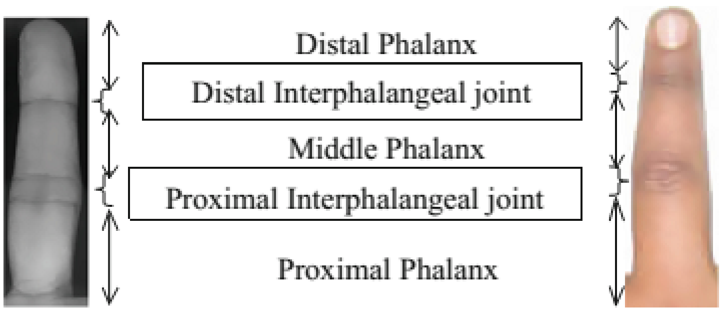


Figure 2.3 Anatomie des doigts à partir d'une impression de jointure intérieure et d'une surface d'impression de jointure arrière

Back Knuckle Print, FBKP, a été utilisé pour la première fois dans [11, 12], avec le filtre Gabor comme outil d'extraction de caractéristiques, tandis que Finger Inner-Knuckle Print, FIKP, a été étudié comme dans [13] en utilisant des caractéristiques de ligne. En général, les études ne fonctionnent que sur les articulations majeures. Ainsi, la surface de la main est constituée de tant de pièces qui peuvent être utilisées pour la reconnaissance d'identité, et c'est l'approche la

plus utilisée dans la littérature. L'inconvénient majeur est la sensibilité aux blessures (cicatrices, coupures et brûlures) qui modifient l'apparence épidermique. La présence de saleté ou d'humidité peut également altérer l'efficacité de la reconnaissance [14].

2.6.2 Présentation de quelques modalités biométriques de texture

Plusieurs systèmes de reconnaissance de la main, qui décrivent les différentes parties de la main faisant l'identité de la personne, ont été proposés. Cette section présente quelques caractéristiques de la main, nommément forme de la main, géométrie de la main, empreinte palmaire et doigts.

2.6.2.1 Empreintes digitales

Les empreintes digitales (dermatoglyphes) sont une série de lignes, de bifurcations, de points qui forment des motifs qui sont différents pour chaque individu [15-16]. Les empreintes digitales sont analysées en utilisant leurs minuties qui sont des points précis dans une empreinte digitale, ce sont les petits détails dans une empreinte digitale qui sont les plus importants pour la reconnaissance d'empreintes digitales. Il existe trois principaux types de caractéristiques minutieuses: la fin de la crête, la bifurcation et de points. Une bifurcation est l'endroit où une crête se divise en deux crêtes. Les points sont les crêtes d'empreintes digitales qui sont nettement plus courtes que les autres crêtes comme le montre la Figure 2.4

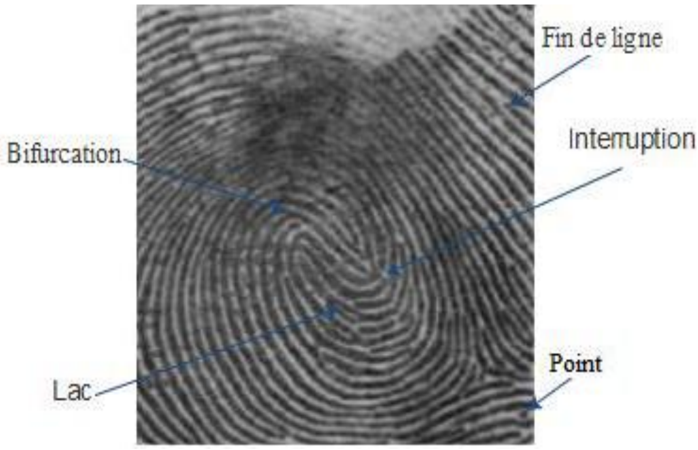


Figure 2.4 Caractéristique de l'empreinte digitale

En plus des services policiers les empreintes digitales ont été utilisées pour la première fois systématiquement pour l'enquête criminelle en 1900, par Sir Edward Henry de la police métropolitaine de Londres, où ils ont été comparés lentement et laborieusement à la main. Ils avaient pris une empreinte digitale d'une scène de crime et une autre empreinte digitale d'un suspect et ils les ont simplement comparées sous une loupe ou un microscope. Malheureusement, les empreintes digitales prises dans des conditions différentes peuvent souvent avoir une apparence très différente de celle de la scène du crime qui est beaucoup plus

susceptible d'être incomplète ou tachée et de les comparer pour prouver qu'ils sont identiques ou différentes nécessite parfois une grande habileté.

C'est pourquoi les scientifiques avaient développé un système fiable pour faire correspondre les empreintes digitales où ils avaient cherché entre huit et seize caractéristiques distinctes [17-18]. Par exemple, aux États-Unis, deux empreintes digitales sont jugées identiques si huit points caractéristiques de ces empreintes correspondent. L'IAFIS en anglais «*integrated automated fingerprint identification system*» du FBI, l'utilisation la plus récemment médiatisée de l'utilisation de la biométrie des empreintes digitales est celle du programme US-VISIT où chaque visiteur (avec des exceptions pour les Canadiens et les Mexicains) doit fournir ses empreintes digitales qui seront vérifiées à son entrée et à sa sortie des États-Unis. L'image de l'empreinte digitale doit être prétraitée pour l'extraction des minuties. Le prétraitement de l'image est divisé en trois étapes: Améliorer la qualité de l'image puis la binarisée et l'éclaircir et finalement extraire les minuties à partir de cette image [17] (Figure 2.5)

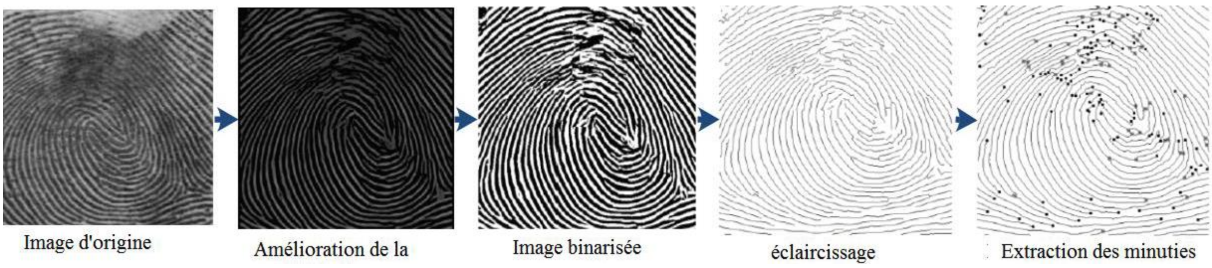


Figure 2.5 Les étapes de prétraitement de l'image d'empreinte digitale

2.6.2.2 Empreintes palmaires (palmprints)

L'empreinte palmaire est l'une des nouvelles modalités biométriques les plus efficaces et qui s'appuie sur la texture de la paume de la main. Récemment, il a été montré que les lignes principales et les rides dans une image L'empreinte palmaire sont uniques [19-20]. En général, la plupart des gens ont trois lignes principales: la ligne du cœur, la ligne de tête et la ligne de vie. Les rides sont considérées comme les modèles de ligne les plus fins et les plus irréguliers. Les rides prononcées autour des lignes principales, peuvent également contribuer à la discrimination de L'empreinte palmaire, comme le montre la Figure 2.6

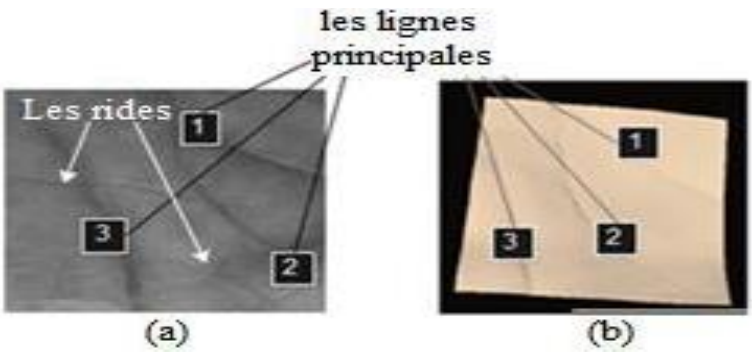


Figure 2. 6 Empreinte palmaires : (a) 2D (b) 3D

Principalement, l'empreinte palmaire a plusieurs avantages par rapport à d'autres modalités biométriques, y compris: 1) l'imagerie basse résolution (traitement plus rapide). 2) Elle n'exige généralement pas un grand coût de calcul 3) Elle atteint une précision significativement élevée. 4) peu de risque d'intrusion. Cependant, l'empreinte palmaire 2D a quelques inconvénients. Elle est vulnérable à la tromperie et au contournement par un imposteur. Par exemple, un imposteur peut accéder au système de reconnaissance l'empreinte palmaire 2D comme un véritable utilisateur à travers une fausse image biométrique. En outre, la capture d'images l'empreinte palmaire2D peut influer sur la forme d'information. Avec l'avènement dans les dispositifs d'acquisition 3D, la reconnaissance de l'empreinte palmaire 3D est devenue une technique alternative prometteuse pour surmonter ces problèmes [19]. Le principal avantage de l'empreinte palmaire 3D est de conserver toute la forme de l'information sur l'empreinte de la paume et d'avoir une représentation réelle de l'empreinte palmaire.

2.6.2.3 Empreintes des articulations des doigts

L'empreinte des articulations des doigts FKP est un nouveau type de modalité biométrique, qui peut être utilisé avec succès pour reconnaître des personnes basé sur les lignes et les textures dans la surface externe du doigt comme illustre la Figure 2.7**.** Ces structures linéaires et ces textures ont une grande efficacité à discriminer les différents individus, car ils sont relativement stables et restent inchangés durant la vie [21,22].



Figure 2. 7 Quelques images des empreintes des articulations des doigts

La modalité FKP peut être utilisée par les systèmes biométriques en raison de certains avantages. Tout d'abord, l'acquisition de données qui est relativement facile et économique via des caméras commerciales à basse résolution. Deuxièmement, les systèmes d'accès à base FKP sont très adaptés à l'utilisation à l'intérieur et à l'extérieur,et peuvent bien fonctionner dans des conditions météorologiques extrêmes et des conditions d'éclairage médiocres. Troisièmement, les caractéristiques FKP chez les adultes sont plus stables au fil du temps et ne sont pas sujettes à des changements majeurs. Enfin, les informations biométriques basées sur le FKP sont très fiables et peuvent être utilisées avec succès pour reconnaître des personnes parmi plusieurs personnes [22].

2.6.2.4 La géométrie de la main

La forme de la main (ou la silhouette de la main, comme le montre la figure 2.8) a été donné peu d'intérêt à la littérature, dans le cadre de reconnaître des individus, malgré la quantité importante de travaux de recherche proposés sur la reconnaissance des formes dans le domaine de la vision par ordinateur.

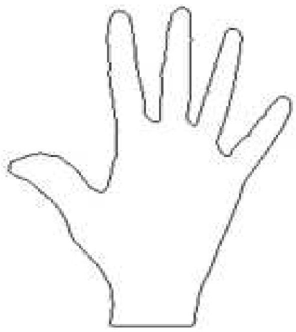


Figure 2.8 Géométrie de la main

Jain et Duta [23] ce sont les premiers chercheurs étudions la forme déformable et développer une méthode dans laquelle les formes des mains sont stockées et comparé en fonction de l'erreur d'alignement moyenne. Le principal avantage de cette modalité est qu'il est simple et facile à capturer. D'ailleurs, ce n'est pas très sensible à l'état de la main, c'est-à-dire que la saleté et les coupures n'empêcheront pas le fonctionnement du système. Cependant, il présente également des défauts qui peuvent rendre le système inexact. En fait, différentes personnes peuvent avoir des formes de main presque similaires. En autre, les bijoux et accessoires peuvent représenter un défi pour l'extraction de la forme de la main.

La géométrie de la main a également reçu beaucoup d'attention comme une biométrie de la main. Aussi appelé «Mesures à la main» dans la littérature, les caractéristiques géométriques de la main qui sont adoptées dans la majorité des mains mérites d'être relativement invariables d'orientations des doigts et positionnement global de la main. Parmi ces différents mesures géométriques, on peut citer la taille de la paume, la longueur de la main ou les doigts, la largeur et les périmètres de la main et des doigts, etc. [24], comme indiqué dans la figure 2.9. Par exemple [25] ont extrait 403 éléments géométriques, y compris des zones, des périmètres, des mesure de la rareté, la compacité, la proportion d'aspect, etc. En fait, c'est le plus nombre adopté dans la littérature afin d'améliorer les performances système de reconnaissance des personnes. Bien que les caractéristiques géométriques soient faciles à extraire, elles ne sont pas suffisamment discriminant pour être utilisé pour des tâches d'identification / de haute sécurité. En fait, les informations sur la forme de la main ne sont limitées qu'à un ensemble de caractéristiques ou les informations de texture ne peuvent pas être utilisées. Par conséquent, certains auteurs suggèrent la fusion de caractéristiques géométriques avec d'autres caractéristiques de la main telle que les caractéristiques de l'empreinte palmaire [27] ou les formes des doigts [28].

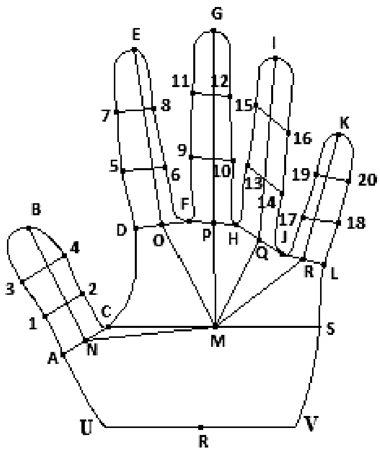


Figure 2.9 paramètres de la géométrie de la main

2.6.2.5 Lit d'angle

Une des technologies émergentes est la reconnaissance des ongles et l'étude de cette technique est en cours de développement. Le lit d'ongle est l'une des méthodes essentielles de reconnaissance des ongles. Il s'agit d'un épiderme parallèle situé directement sous l'ongle et qui se prolonge au-dessus du lit de l'ongle pendantla croissance. Il apparaît sur la surface externe de l'ongle sous forme de crêtes [29]. Cette technologie est développée par FnBiometrics, qui utilise une puce RFID. Selon l'individu, la puce est capable de détecter la capacité électrique de l'ongle et de la chair en dessous d'elle. La figure 2.10 suivante représente le lit de l'ongle.

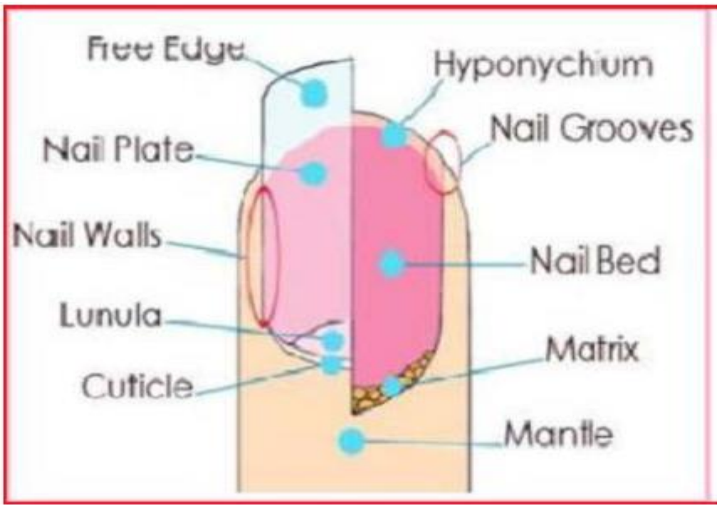


Figure 2.10 Biométrie du lit d'ongle

2.7 Biométrie vasculaire

2.7.1 Introduction

La communauté de la recherche biométrique a fait des efforts pour trouver de nouvelles modalités qui surmontent les inconvénients des modalités classiques. Une approche, qui n'est possible que grâce aux récents développements technologiques, consiste à pénétrer discrètement dans le corps humain et à recueillir des informations à partir de là. Les motifs veineux se sont révélés utiles dans l'authentification biométrique.

La biométrie vasculaire ou la reconnaissance veineuse a récemment fait l'objet de beaucoup d'attention et est considérée comme un trait biométrique prometteur [30]. Les chercheurs ont déterminé que le système vasculaire des humains est unique pour chaque personne, difficile à forger, non affecté par la race ou les décolorations cutanées et ne change pas avec l'âge.

Généralement, les modèles veineux de l'arrière de l'œil interne (reconnaissance de la rétine) et les modèles veineux des membres sont distingués. Cette dernière est appelée reconnaissance de formes vasculaires ou reconnaissance veineuse, les informations proviennent principalement de la zone de la main et sont au centre de ce travail. Nous distinguons quatre sous-modalités:

- La biométrie des veines du doigt,
- La biométrie des veines de la paume,
- La biométrie des veines de la main dorsale
- La biométrie des veines du poignet.

Notre objectif est d'améliorer les performances des systèmes de reconnaissance veineux à partir de différentes modalités de la mains.

la biométrie doigt-veine n'est pas invasive (sans contact), facile et rapide pour l'extraction de traits, et ne fonctionne qu'avec des corps vivants [31,32]. Ainsi, les systèmes biométriques doigt-veine pourraient conduire la technologie biométrique en termes de sécurité et de commodité [33].

2.7.2 Les avantages et les inconvénients de la biométrie des veines

La reconnaissance des veines donne lieu à une véritable rivalité avec la biométrie la plus conventionnelle.

2.7.2.1 Les avantages de la biométrie des veines

- La structure des motifs veineux est remarquable chez chaque personne. Des études scientifiques ont démontré que des jumeaux identiques ont également des modèles veineux uniques. Avec ce degré d'informations riches, la reconnaissance des formes veineuses a un degré extrêmement bas de taux de faux rejet.

- Le taux d'acceptation de la reconnaissance des formes veineuses est considéré comme exceptionnellement élevé. Une grande partie de cela peut être attribuée au fait qu'il s'agit d'une méthodologie sans contact, qui nécessite très peu d'intervention humaine. Par la suite, les problèmes de violation des libertés civiles et des droits à la vie privée sont à toutes fins utiles inexistants.
- Dans cette vérification, le traitement prend moins d'une seconde et est plus rapide que les autres systèmes biométriques. Les résultats sont affectés par la saleté à l'extérieur de la peau, les coupures, les blessures, les cicatrices ou même l'humidité ou la sécheresse du bout des doigts ou de la paume.
- Il peut également être utilisé en tant que cadre multimodal seul. Par exemple, chaque fois que cela est nécessaire, la structure veineuse à la fois du bout du doigt et de la paume peut être capturée et préparée par le même appareil.
- Les besoins de traitement et de stockage sont faibles. De plus, les algorithmes mathématiques requis pour l'extraction de caractéristiques uniques et la création de modèles sont considérés comme très «légers», lorsqu'ils sont comparés à ceux utilisés dans la reconnaissance de l'iris et la reconnaissance faciale.
- Il est difficile de tromper un dispositif de reconnaissance des formes veineuses car un flux continu de sang est nécessaire dans les veines pour que les images brutes soient capturées.

2.7.2.2 Les inconvénients de la biométrie des veines

Contrôle de la lumière: les lumières peuvent affecter le système, cependant, pour les utilisations externes, il existe des couvercles pour résoudre ce problème.

Alignement: Il y a un guidage du doigt pour mettre correctement le doigt à l'intérieur du lecteur car un désalignement capturerait de mauvais modèles.

2.7.3 Présentation de quelques modalités de la biométrie des veines

2.7.3.1 La biométrie des veines de la paume (Palm Vein)

La technologie d'authentification des veines de la paume est une méthode qui utilise les veines de la paume comme caractéristique biométrique. Comme pour les empreintes digitales, la veine de la paume de chaque personne est unique et ne change pas (figure

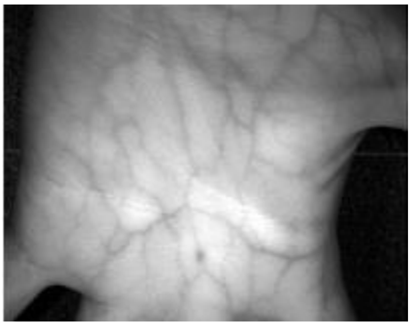


Figure 2.11 Biométrie des veines de la paume

Les motifs des veines de la paume sont normalement capturés à l'aide d'une lumière infrarouge proche par réflexion ou par transmission. Dans la méthode par réflexion, les rayons infrarouges proches sont émis vers la paume de la main à identifier et la lumière réfléchie est capturée pour permettre la vérification. Dans la méthode de transmission, la paume est éclairée par le dos de la main et l'image est capturée par le devant. Dans la méthode de transmission, le dispositif d'éclairage et le dispositif de capture sont séparés, se faisant face à travers la paume. Dans la méthode par réflexion, le dispositif d'éclairage et le dispositif de capture peuvent être intégrés ensemble pour créer un dispositif plus compact car la direction de l'éclairage est la même que la direction de la capture d'image.

Le scanner des veines de la paume visualiser la structure unique des veines de la paume, en saisissant plus de 5 millions de points de données. Il convertit ensuite ces points de données en un code crypté unique qui devient votre identifiant biométrique.

Comme les veines sont situées au-dessous de la peau humaine, il est difficile pour quelqu'un d'autre de les copier ou de les voler, de sorte que la veine de la paume est plus sûre par rapport à d'autres caractéristiques biométriques. De plus, comme les motifs des veines de la paume sont divers et complexes, ils fournissent suffisamment d'informations pour identifier un individu parmi une large population. Par conséquent, l'authentification des veines palmaires est sûre et très précise. En tant que type d'identification biométrique sans contact, elle convient aux applications qui exigent un niveau d'hygiène élevé ou aux applications publiques

2.7.3.2 La biométrie des veines du doigt (Finger Vein)

Les veines des doigts sont cachées sous la peau où circulent les globules rouges. En biométrie, le terme veine ne correspond pas entièrement à la terminologie de la science médicale. Les réseaux veineux sont utilisés pour authentifier l'identité d'une personne, dans lesquels la veine d'environ 0,3 à 1,0 mm d'épaisseur est visible par les rayons infrarouges proches. Dans cette définition, le terme doigt comprend non seulement l'index, le majeur, l'annulaire et l'auriculaire, mais aussi le pouce.

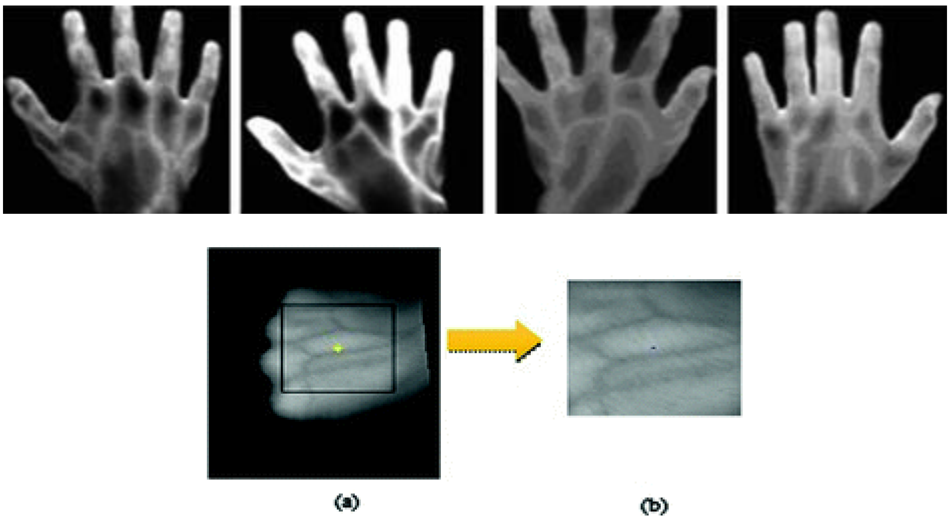
La figure 2.12 montre une image visualisée de la veine du doigt. Il est bien connu que l'hémoglobine absorbe plus les rayons infrarouges proches que les autres substances qui composent le corps humain. Comme la majeure partie de l'hémoglobine du corps humain se trouve dans les globules rouges qui circulent à l'intérieur des vaisseaux sanguins, les systèmes d'imagerie infrarouge peuvent voir les motifs du réseau de vaisseaux sanguins comme une zone sombre. Les motifs du réseau vasculaire à l'intérieur du doigt d'un individu sont visualisés en utilisant cette caractéristique optique de l'hémoglobine. Les réseaux peuvent donc être utilisés comme une modalité biométrique par des technologies d'imagerie appropriées



Figure 2.12 La biométrie des veines du doigt

2.7.3.2 La biométrie des veines du poignet (Dorsal Hand Vein)

Les vaisseaux à l'arrière de la main est appelés veine dorsale. L'identification de la veine dorsale de la main a récemment fait l'objet d'une plus grande considération dans la reconnaissance humaine et elle devient un sujet de plus en plus actif dans la recherche. Sur le plan anatomique, la forme de la veine dorsale de la main est distincte l'une de l'autre [34 35 36].



(a) (b)

Figure 2.13 La biométrie des veines du poignet et région d'intérêt de l'image de la veine dorsale de la main

Cette caractéristique en fait un système biométrique plus fiable pour l'identification des personnes. Dans les images des veines dorsales de la main, les lignes veineuses (les veines principales et les petits vaisseaux sanguins) constituent l'information de base du dessin des veines dorsales de la main. En outre, l'état de la peau, la température et l'humidité influent peu sur l'image de la veine, contrairement à d'autres modules comme les empreintes digitales et le visage. Le principe de la biométrie des veines de la main est de nature non invasive lorsque le dessin des veines dorsales de la main est utilisé pour vérifier l'identité des individus.

En raison de la différence d'environnement de collecte et de paramètres de l'appareil photo (luminosité, contraste, distance focale, caractère optique), la qualité de collecte d'une même main dans différents appareils sera très différente. En outre, les personnes volontaires doivent remplacer alternativement la main gauche et la main droite, et l'emplacement ou l'angle des mains est également différent. Dans la Fig. 2.14, la direction longitudinale est le résultat de la collecte effectuée sur différents appareils pour la même main.

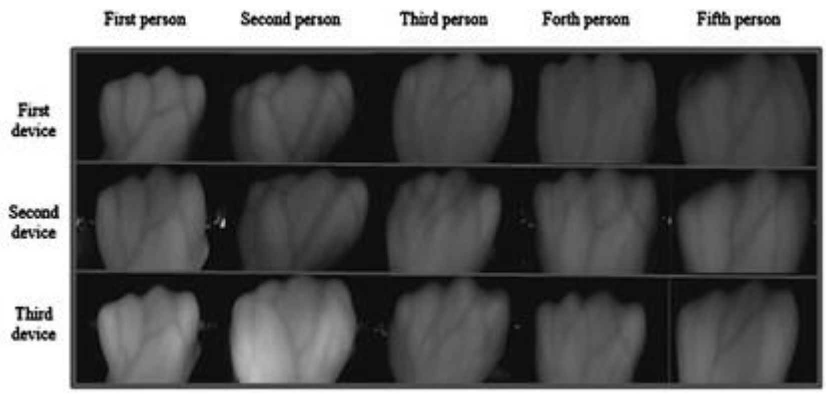


Figure 2.14 Quelques images de « Dorsal Hand Vein » sur différents appareils

2.8 Systèmes biométrique basé sur les modalités de main

Les systèmes de la main présentent, en plus des concepts généraux sur la biométrie, certaines autres particularités. Premièrement, les systèmes de main proposés dans la littérature sont généralement développés pour la vérification et non pour l'identification. Deuxièmement, lors de la phase de prétraitement, la main est détectée et extraite de l'arrière-plan. Cette opération peut être effectuée à l'aide de techniques de segmentation basées sur les régions ou les contours. En général, d'autres opérations sont effectuées à cette étape, comme la correction de l'orientation de la main et la détection des extrémités et des creux des doigts qui sont considérés comme des points clés. Ainsi, les systèmes de la main peuvent être classés en deux catégories principales.

- **Sur la base de contacts :**

  Pose invariante : L'acquisition est effectuée en utilisant des appareils équipés de chevilles ou d'autres pièces de guidage qui indiquent à l'utilisateur comment placer une main pour saisir un certain motif.

  Pose invariante : les appareils ne comportant aucune indication de pose ou de guidage de la main, l'utilisateur doit poser la main sur la surface plane.

- **Sans contact:** L'acquisition s'effectue sans pince ni surface, l'utilisateur n'a qu'à placer sa main devant un capteur webcam standard par exemple.

2.9 Biométrie vasculaire des veines des doigts

2.9.1 Introduction

La biométrie vasculaire ou la reconnaissance des veines a reçu beaucoup d'attention récemment et elle est considérée comme un trait biométrique potentiellement intéressant [37]. Les chercheurs ont déterminé que le système vasculaire de l'homme est unique pour chaque personne, difficile à forger, non affecté par la race ou les décolorations de la peau, et ne change pas avec l'âge. En outre, la biométrie des veines des doigts est non invasive (sans contact), facile et rapide à extraire et ne fonctionne qu'avec des corps vivants [38,39]. Ainsi, les systèmes biométriques à base de veines de doigts pourrait être à la pointe de la technologie biométrique en termes de sécurité et de convivialité [40].

Comme les images des veines des doigts sont captées par la lumière infrarouge, les images utilisées à des fins d'authentification contiennent plus que de simples motifs de veines ; elles comprennent également des nuances produites par les différentes épaisseurs des muscles du doigt, des os et des réseaux de tissus entourant les veines (quelques exemples d'images de veines de doigts sont présentés à la Fig.2.15). Il n'est donc pas encore clair si les veines sont les seules caractéristiques intéressantes à prendre en compte dans un algorithme biométrique de la veine du doigt [41].

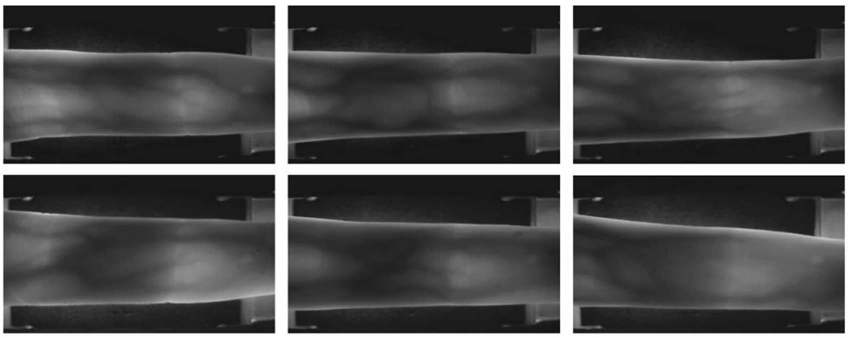


Figure 2.15 Exemples d'images dans la base de données SDUMLA-HMT sur les veines des doigts.

2.9.2 Définition

Les veines des doigts sont cachées sous la peau où circulent les globules rouges. En biométrie, le terme veine ne correspond pas entièrement à la terminologie de la science médicale. Ses modèles de réseau sont utilisés pour authentifier l'identité d'une personne, dans laquelle la veine d'environ 0,3 à 1,0 mm d'épaisseur est visible par les rayons infrarouges proches. Dans cette définition, le terme doigt comprend non seulement l'index, le majeur, l'annulaire et l'auriculaire, mais également le pouce.

La reconnaissance des doigts-veines [41] est l'une des nouvelles biométries émergentes et a été récemment bien étudiée. Comparé à d'autres traits biométriques, la veine du doigt présente un degré plus élevé de dissimulation et de sécurité dans l'identification. De plus, par rapport à d'autres reconnaissances veineuses, telles que la reconnaissance de la veine dorsale [42], la reconnaissance de la veine de la paume [43], la taille du dispositif d'imagerie en reconnaissance des veines du doigt est plus petite et la crédibilité est plus élevée.

2.10 Structure d'un système de reconnaissance des veines des doigts

Un système typique d'identification des veines des doigts comprend principalement l'acquisition d'images, le prétraitement, l'extraction de caractéristiques et la correspondance.

2.10.1 Acquisition d'images et bases de données publiques

Puisque le réseau veineux de la main se trouve sous la peau, il ne peut pas être vu par l'œil humain. Par conséquent, on ne peut pas utiliser la lumière visible, qui occupe une bande d'environ 400 à 700 nm de longueur d'onde, pour le photographier. Le schéma vasculaire de la main peut être capturé par la lumière infrarouge proche NIR (near- infrared) qui occupe une bande d'environ 800–1000 nm de longueur d'onde, avec cette longueur d'onde elle peut pénétrer dans la peau. L' hémoglobine oxydée dans les vaisseaux sanguins absorbe le rayonnement infrarouge plus que la peau [44], ce qui fait apparaître les v eines comme des lignes noires dans l'image résultante capturée par une caméra CCD (dispositif à couplage de charge) sensible à la lumière infrarouge. En sortie de la caméra CCD les images sont en niveau de gris avec une résolution de 8x8 bits par pixel. La Figure 2.16 montre un exemple d'images de la main obtenue par la lumière visible et l'infrarouge.

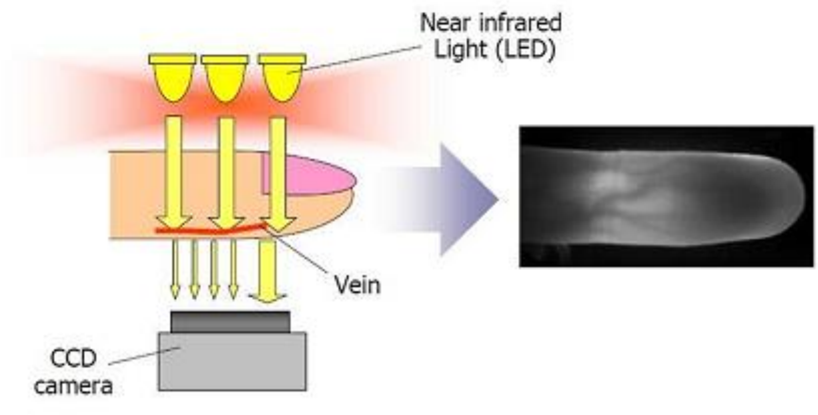


Figure 2.16 Comment fonctionne un scanner de veines du doigt

Il existe deux méthodes d'acquisition des images des veines du doigt [45]:

- La méthode de réflexion de la lumière
- La méthode de transmission de la lumière

Comme le montre la figure 2.17 ; La principale différence entre les deux méthodes est la position de la lumière infrarouge proche. En détail, dans la méthode de réflexion de la lumière, la lumière infrarouge proche est placée sur le côté de la paume du doigt, et le motif de la veine du doigt est capturé par la lumière réfléchie par la surface de la paume du doigt. Au contraire, la lumière proche infrarouge est placée dans la face dorsale du doigt selon la méthode de transmission de la lumière, et la lumière pénètre dans le doigt. Par rapport à la méthode de réflexion de la lumière, la méthode de transmission de la lumière permet de capturer des images à fort contraste, c'est pourquoi la plupart des dispositifs d'acquisition d'images utilisent la transmission de la lumière méthode [46].

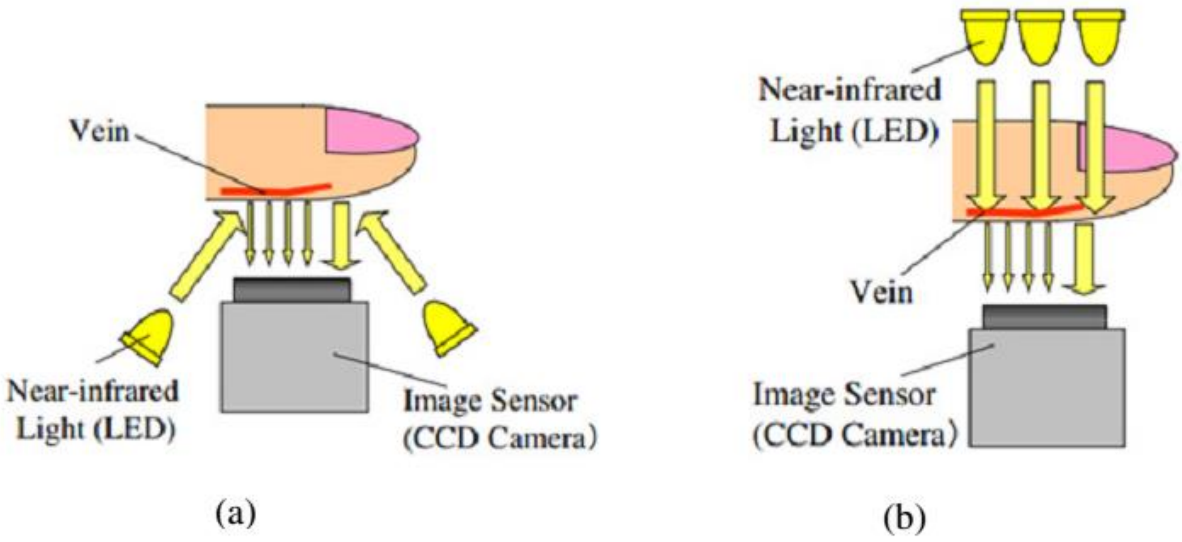


Figure 2.17 Deux méthodes d'acquisition d'images des veines du doigt : (a). Réflexion de la lumière ; (b). Transmission de la lumière.

2.10.2. Prétraitement

Avant l'étape d'extraction des caractéristiques, les données provenant du capteur d'images doivent être prétraitées. L'objectif du prétraitement des images est de fournir une image de la région d'intérêt (ROI) robuste pour l'extraction des caractéristiques. La bonne performance d'une image de veine de doigt dépend de la qualité de l'image de la veine de doigt [47]. L'image de la veine du doigt est généralement constituée de bruit, de nuances et de faible contraste. Ceci est dû à la fluctuation de la lumière, à la variation de rotation et de translation du doigt ainsi que la performance du dispositif de capture. L'étape de prétraitement est appliquée pour résoudre ces problèmes. Les trois étapes communes de prétraitement sont

- L'évaluation de la qualité de l'image
- L’'extraction de la région d'intérêt (ROI)
- La normalisation et l'amélioration.

2.10.2.1 L'évaluation de la qualité de l'image

Au cours de cette étape, la qualité des images capturées est examinée afin d'estimer si elles se prêtent à un traitement ultérieur. Récemment, plusieurs systèmes d'évaluation de la qualité ont été proposés pour améliorer les performances de l'identification des veines des doigts. Par exemple, pour évaluer la qualité des images, l'indice d'évaluation HSNR (rapport signal/bruit basé sur le système visuel humain) est proposé pour simuler les propriétés du système visuel humain [48]. Sur la base de la transformée de Radon, Qin et al [49] ont proposé un nouvel algorithme d'évaluation de la qualité des images pour améliorer la performance du système veineux des doigts, où le score de qualité a été prédit à partir de la courbure de l'espace Radon correspondant. Une évaluation métrique de

la qualité des veines du doigt basée sur une caractéristique hiérarchique de la veine a été présentée, qui s'est révélée plus performante [50]. Afin de réduire le taux d'erreur d'authentification, Nguyen et al [51] ont mesuré la qualité de l'image de la veine du doigt en détectant le nombre de points de veine dans l'image.

2.10.2.2 L'extraction de la région d'intérêt (ROI)

La deuxième étape la plus importante est l'extraction du ROI. Dans les images de veines de doigts, il y a des régions indésirables (fond de l'image) et la zone précieuse (zone du doigt) dans l'image. La zone utile est appelée ROI, et l'extraction ROI est le traitement permettant de localiser et d'extraire la zone du doigt de l'image capturée et de supprimer l'arrière-plan de l'image [52]. Différentes approches sont utilisées pour segmenter la zone du doigt à partir de l'image capturée, telles que la méthode basée sur la région, le seuillage, la méthode du modèle et la méthode du basée sur les bords [53]. Brindha et al [52] ont extrait le ROI de l'image originale en utilisant deux opérations morphologiques. Wang et al [54] ont extrait le ROI de l'image de la veine du doigt en coupant le rectangle maximum inscrit de l'image de la veine du doigt, et l'image originale a été binarisée à l'aide d'un seuil sélectionné [54]. Dans la référence [55], le ROI a été obtenu à partir de l'image originale en utilisant la méthode Sobel opérateur. Dans les références [46,47], la région du doigt a été segmentée en utilisant un système de sous-fenêtres.

2.10.2.3 La normalisation et l'amélioration

La normalisation est un processus qui normalise la plage des valeurs d'intensité des pixels dans une image. Après avoir extrait le ROI, l'image de la veine du doigt est normalisée afin de s'adapter aux changements géométriques et d'obtenir une taille d'image cohérente [58]. De plus, la normalisation au stade du prétraitement élimine les divers problèmes de variation de l'image [50]. L'amélioration de l'image est une autre étape clé de la phase de prétraitement. L'objectif fondamental de l'amélioration des images est de faire progresser l'interprétation ou la connaissance des informations contenues dans les images pour les observateurs humains ou d'obtenir l'image améliorée standard à partir de l'image acquise peu claire [54].

Dans la reconnaissance des veines des doigts, l'amélioration de l'image est nécessaire pour obtenir de meilleures performances de correspondance. L'amélioration d'une image de veine de doigt se concentre principalement sur l'amélioration du contraste et la suppression du bruit. Il existe de nombreuses techniques d'amélioration utilisées pour améliorer la qualité de l'image. CLAHE (Contrast limited adaptive histogram equalization est l'une des approches communes d'amélioration de la reconnaissance des veines des doigts [59,60]. De plus, il existe d'autres algorithmes d'amélioration qui ont également présenté de bons résultats résultats [53, 60-63].

2.10.3 Extraction de caractéristiques

L'extraction de caractéristiques est un processus clé dans la reconnaissance des veines des doigts. Dans cette section, certaines méthodes d'extraction de caractéristiques et les méthodes de correspondance correspondantes sont énumérées. Ces méthodes d'extraction de caractéristiques peuvent être classées en trois catégories :

- Méthode basée sur le tracé des veines
- Les méthodes basées sur la réduction de la dimensionnalité
- Les méthodes binaires locales
- Méthode basée sur les minuties.

2.10.3.1 Méthode basée sur le tracé des veines

Il existe six méthodes typiques d'extraction de caractéristiques basées sur le tracé du réseau veineux, à savoir :

- Suivi de lignes répétées (repeated line tracking)[64]
- Courbure maximale (maximum curvature) [65],
- Gabor [66]
- Courbure moyenne (region growth) [67]
- La croissance des régions (mean curvature) [68]
- La modification du suivi des lignes répétées (modified repeated line tracking) [69].

Le suivi de lignes répétées, la courbure maximale, la croissance des régions et le suivi de lignes répétées modifiées utilisent tous la section transversale de l'image pour extraire le motif des veines. La raison est que la section transversale du réseau veineux ressemble à une vallée, et ces méthodes utilisent ce point pour séparer le réseau veineux des images, mais les méthodes spéciales de reconnaissance du pixel de veine sont différentes.

Cependant, la courbure moyenne considère la surface d'intensité de l'image de la veine du doigt comme un objet géométrique, et les pixels ayant une courbure moyenne négative seront considérés comme un motif de veine. Contrairement aux méthodes ci-dessus, qui extraient le motif des veines dans le domaine spatial, Gabor transforme l'image dans le domaine des fréquences pour extraire le motif des veines.

Les motifs des veines, extraits par ces méthodes, sont binaires, de sorte que le rapport des pixels appariés est généralement utilisé pour la comparaison. Le rapport des pixels appariés signifie que le rapport entre le nombre de pixels de veine correspondants par rapport au nombre total de pixels de veine dans les deux modèles de veine. Comme l'acquisition des images se fait sans contact, le déplacement des doigts, c'est-à-dire la rotation et la traduction, font que le score de correspondance réelle est faible. Par conséquent, lors de la comparaison, la

meilleure correspondance entre les translations pixel par pixel et la rotation avec un certain degré de test de l'image sont adoptées.

2.10.3.2 Les méthodes basées sur la réduction de la dimensionnalité

Ces méthodes transforment généralement l'image en un espace à dimensions réduites pour la classification. Dans la transformation, ils maintiennent les informations discriminantes et suppriment les bruits. Le PCA [70], le LDA [71], le (2D) 2PCA [72] et l'apprentissage multiple [73] ont été utilisés pour la reconnaissance des veines des doigts.

2.10.3.3 Les méthodes binaires locales

Les méthodes utilisées dans le cadre du dernier Groupe sont basées sur la région locale, et les caractéristiques extraites sont en forme binaire. Le motif binaire local (LBP) est une technique populaire utilisée pour la représentation et la classification des images [74]. En raison de son pouvoir discriminant élevé et de son invariance contre toute transformation monotone des niveaux de gris, la LBP a été largement utilisée dans diverses applications telles que l'analyse de texture et la reconnaissance d'objets. Dans [75], une méthode de reconnaissance des veines du doigt basée sur la LBP a été proposée. Heikkila et ses collaborateurs [76] ont proposé une version modifiée de la fonction LBP pour décrire l'environnement d'un point clé, appelée schéma binaire local à symétrie centrale (CSLBP). En plus le schéma binaire de ligne locale (LLBP) [77], les cartes de meilleurs bits personnalisées (PBBM) [78], les cartes de poids personnalisées (PWM) [79] et le code directionnel local (LDC) [80] ont été appliqués sur les veines des doigts

2.10.3.4 Méthode basée sur les minuties

Le point où les lignes de crête se terminent ou se croisent est défini comme un point minutieux. Ces points font référence au point terminal et au point de bifurcation des vaisseaux sanguins, et constituent une caractéristique importante de l'image des veines d'un doigt. Les points minutieux sont utilisés dans la reconnaissance des veines des doigts, et ces méthodes sont déjà utilisées dans la technique de reconnaissance des empreintes digitales [81–84]. Mantrao et ses collaborateurs [85] ont présenté une approche d'extraction et de correspondance des caractéristiques des points basée sur les minuties, qui a considérablement amélioré les performances du système d'identification. Aziz et al [86] ont extrait les points caractéristiques de la veine du doigt en combinant deux méthodes, à savoir les points de courbure maximale et la méthode d'application des empreintes digitales. Prabhakar et al [87] ont utilisé des points terminaux et des points de bifurcation pour éliminer les faux points caractéristiques et rendre l'identification plus précise.

2.10.4 Comparaison

La technique de correspondance est la dernière étape de la reconnaissance pour décider si une image d'entrée est authentique ou un imposteur pour une image enregistrée, dans laquelle un score de correspondance est généré. Un score de comparaison mesure la ressemblance entre le modèle enregistré et l'image d'entrée

Pour les méthodes de la première catégorie, la littérature utilise le ratio dit de "mismatch ratio" dans lequel une carte de requête est comparée par rapport à une carte stockée, pixel par pixel, comme (dans la correspondance des modèles).

Pour la plupart des méthodes de la dernière catégorie, la distance de hamming (HD) a été utilisée pour mesurer la similarité entre les caractéristiques des veines binaires enrôlées et d'entrée. Pareillement pour les méthodes de la dernière catégorie ou une distance de type euclidien, cos, Mahalabis ont été utilisées.

2.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé en détail la biométrie de la main. Nous avons discuté les différents aspects et modalités de la biométrie de la main. Nous avons également discuté les diverses catégories des modalités de la biométrie de la main, telles que les modalités de texture et les modalités vasculaires. Pour cette dernière catégorie, les veines des doigts présentent un intérêt majeur. Enfin, les motivations de l'utilisation des veines des doigts dans les systèmes biométriques ont été exposées. Dans la dernière section, nous examinons toutes les étapes du traitement d'un système FVR (finger vein recognition) : acquisition d'images, prétraitement, caractéristiques, extraction et comparaison.

Références Bibliographiques

[1] F. Belhadj, "Biometric system for identification and authentication", PhD Thesis, école nationale supérieure d'informatique, Oued-Smar, Algérie, 2017.

[2] Sabhanayagam, T., Venkatesan, V. Prasanna, Et Senthamaraikannan, K. A comprehensive survey on various biometric systems. International Journal of Applied Engineering Research,
2018, vol. 13, no 5, p. 2276-2297.

[3] A. Kumar, D. C. Wong, H. C. Shen and A. K. Jain, "Personal Verification using Palm print and Hand Geometry Biometric", In Proc. of 4thInternational Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, Guildford, UK, June 2003, pp. 668 – 678

[4] Drahanský, M. (Ed.). (2018). Hand-based Biometrics: Methods and Technology. Institution of Engineering and Technology.

[5] A.K. Jain, A. Ross and S. Prabhakar. An introduction to biometric recognition. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 14, no. 1, pages 4–20, 2004

[6] Jaswal, Gaurav, Kaul, Amit, Et Nath, Ravinder. Knuckle Print Biometrics and Fusion Schemes-Overview, Challenges, and Solutions. ACM Computing Surveys (CSUR), 2016, vol. 49, no 2, p. 1-46.

[7] S. M. Prasad, V. K. Govindan and P. S. Sathidevi, "Palmprint authentication using fusion of wavelet and contourlet features", Security and Communication Networks Security Comm. Networks 2011; 4:577–590, DOI: 10.1002/sec.234.

[8] Kong, W. K., Zhang, D., & Li, W. (2003). Palmprint feature extraction using 2-D Gabor filters. Pattern recognition, 36(10), 2339-2347.

[9] Zhang, L., Shen, Y., Li, H., & Lu, J. (2014). 3D palmprint identification using block-wise features and collaborative representation. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 37(8), 1730-1736.

[10] Yu, P. F., Zhou, H., & Li, H. Y. (2014). Personal identification using finger-knuckle-print based on local binary pattern. In *Applied mechanics and materials* (Vol. 441, pp. 703-706). Trans Tech Publications Ltd.

[11] Bahmed, F., Mammar, M. O., & Ouamri, A. (2019). A multimodal hand recognition system based on finger inner-knuckle print and finger geometry. Journal of Applied Security Research, 14(1), 48-73.

[12] Bahmed, F., & Mammar, M. O. (2019, October). A survey on hand biometry. In Proceedings of the 4th International Conference on Smart City Applications (pp. 1-7).

[13] Liu, M., Tian, Y., & Lihua, L. (2014). A new approach for inner-knuckle-print recognition. Journal of Visual Languages & Computing, 25(1), 33-42.

[14] Bahmed, F., & Mammar, M. O. (2019, October). A survey on hand biometry. In Proceedings of the 4th International Conference on Smart City Applications (pp. 1-7).

[15] Jin, A. L. H., Chekima, A., Dargham, J. A., & Fan, L. C. (2002). Fingerprintidentification and recognition using backpropagation neural network. In Research and Development, 2002.SCOReD 2002. Student Conference on (pp. 98-101). IEEE.

[16] Elmir, Y., Elberrichi, Z., Adjoudj, R., &Benyettou, M. (2009, May). Personal Identification by Fingerprints based on Gabor Filters. In CIIA.

[17] Hsieh, C. T., & Hu, C. S. (2014). Fingerprint Recognition by Multi-objective Optimization PSO Hybrid with SVM. Journal of applied research and technology, 12(6), 1014-1024.

[18] Maltoni, D., Cappelli, R., &Meuwly, D. (2017). Automated Fingerprint Identification Systems: From Fingerprints to Fingermarks. In Handbook of Biometrics for Forensic Science (pp. 37-61). Springer International Publishing.

[19] Li, W., Zhang, D., Zhang, L., Lu, G., & Yan, J. (2011). 3-D palmprint recognition with joint line and orientation features. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 41(2), 274-279.

[20] Jain, A., Flynn, P., & Ross, A. A. (Eds.). (2007). Handbook of biometrics. Springer Science & Business Media.

[21] Zhang, L., Zhang, L., & Zhang, D. (2009, November). Finger-knuckle-print: a new biometric identifier. In Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference on (pp. 1981-1984). IEEE.

[22] Meraoumia, A., Chitroub, S., &Bouridane, A. (2011, June). Fusion of finger-knuckleprint andpalmprint for an efficient multi-biometric system of person recognition. In Communications (ICC), 2011 IEEE International Conference on (pp. 1-5). IEEE

[23] A.K. Jain and N. Duta. Deformable Matching of Hand Shapes for User Verification. Proc. Int. Conference Image Processing, pages 857–861, 1999.

[24] J.M. Guo, C.H. Hsia, Y.F. Liu, J.C. Yu, M.H. Chu and T.N. Le. Contact-free Hand Geometry-based Identification System. Expert Systems with Applications, vol. 39, no. 14, pages 11728–11736, October 2012.

[25] R.F. Luque-Baena, D. Elizondo, E. Lopez-Rubio, E.J. Palomo and T. Watson. Assessment of geometric features for individual identification and verification in biometric hand systems. Expert Systems with Applications, vol. 40, no. 9, pages 3580–3594, 2013.

[26] A. Kumar, D.C.M. Wong, H.C. Shen and A.K. Jain. Personal authentication using hand images. Pattern Recognition Letters, vol. 27, no. 13, pages 1478 – 1486, 2006.

[27] C. Oden, A. Ercil and B. Buke. Combining Implicit Polynomials and Geometric Features for Hand Recognition. Pattern Recognition Letters, vol. 24, no. 13, pages 2145–2152, 2003.

[28] Shen, L., Bai, L., &Fairhurst, M. (2007). Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification. Image and Vision Computing, 25(5), 553-563.

[29] R. Kavitha Jaba Malar and V. Joseph Raj, "Geometric Finger Nail Matching using Fuzzy Measures", International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE), September 2014, vol.4, no.4.

[30] Wang, P., Sun, D.: A research on palm vein recognition. In: 2016 IEEE 13th I nternational Conference on Signal Pro cessing (ICSP), pp. 1347–1351. IEEE (2016)

[31] Syazana-Itqan, K., Syafeeza, A., Saad, N., Hamid, N.A., Saad, W.H.B.M.: A r eview of finger-vein biometrics identification approaches. Indian J. Sci. Technol,9(2016)

[32] Yang, L., Yang, G., Yin, Y., Xi, X.: Finger vein r ecognition w ith anatomy structure analysis. I EEE Tr ansactions on Circuits and Systems for Video Technology (2017)

[33] Cheng, Y.C., C hen, H., C heng, B.C.: Sp ecial p oint representations for reducing data space requirements of finger-vein r ecognition applications. Multimedia To ols Appl.76, 11251–11271 (2017)

[34] Lin, C., Fan, K.: Biometric verification using thermal images of palm-dorsa vein patterns. IEEE Trans. Circ. Syst. Video Technol. **14**(2), 199–213 (2004)

[35] Cross, J., Smith, C.: Thermographic imaging of subcutaneous vascular network of the back of the hand for biometric identification. In: IEEE 29th Annual 1995 International Carnahan Conference, pp. 20–35 (1995)

[36] Deepika, C., Kandaswamy, A.: An algorithm for improved accuracy in unimodal biometric systems through fusion of multiple feature sets. ICGST-GVIP J. **9**(3), 33–40 (2009). ISSN 1687-398X

[37] El Kalam, A.A., Ibjaoun, S.: Biometric authentication systems based on hand pattern vein, digital certificates and smart cards. In: IEEE on National Security Days, pp. 1–8 (2013)

[38] Faundez-Zanuy, M.: Biometric verification of humans by means of hand geometry. In: 39th Annual 2005 International Carnahan Conference on Security Technology CCST, pp. 61–67 (2005)

[39] Cheng, Y.C., C hen, H., C heng, B.C.: Sp ecial p oint representations for reducing data space requirements of finger-vein r ecognition applications. Multimedia To ols Appl.76, 11251–11271 (2017)

[40] 17. Prasad, S.M., Govindan, V.K., Sathidevi, P.S.: Palmprint authentication using fusion of wavelet based representation. In: 2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC), Coimbatore, India. IEEE (2009)

[41] 5. Yanagawa, T., Aoki, S., Ohyama, T.: Human finger vein images are diverse and its patterns are useful for personal identification. MHF Preprint Series, pp. 1–7 (2007)

[42] Heenaye-mamode Khan, M., Subramanian, R.K., Mamode Khan, N.A.: Low dimensional

representation of dorsal hand vein features using Principle Component Analysis. In: The Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology, pp. 1091–1097 (2009)

[43] Ladoux, P.-O., Rosenberger, C., Dorizzi, B.: Palm vein verification system based on SIFT matching. In: Tistarelli, M., Nixon, M.S. (eds.) ICB 2009. LNCS, vol. 5558, pp. 1290–1298. Springer, Heidelberg (2009)

[44] L. Wang and G. Leedham, " Near- and Far- Infrared Imaging for Vein Pattern Biometrics", Proceedings of the IEEE International Conference on Video and Signal, pp. 52- 59, 2006.

[45] Hashimoto, J.: Finger vein authentication technology and its future. In: Proceedings of the VLSI Symposium on Circuits, Honolulu, HI, pp. 5–8 (2006)

[46] Ton, B.T., Raymond, N.V.: A high quality finger vascular pattern dataset collected using a custom designed capturing device. In: Proceedings of International Conference on Biometrics, Madrid, Spain, pp. 1–5 (2013)

[47] Wang, K.Q.; Khisa, A.S.; Wu, X.Q.; Zhao, Q.S. Finger vein recognition using LBP variance with global matching. In Proceedings of the Wavelet Analysis and Pattern Recognition (ICWAPR), 2012 International Conference, Guangdong, China, 2012; pp. 196–201

[48] Ma, H.; Wang, K.; Fan, L.; Cui, F. A finger vein image quality assessment method using object and human visual system index. In Proceedings of the International Conference on Intelligent Science and Intelligent Data Engineering, Nanjing, China, 15–17 October 2012; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2012; pp. 498–506

[49] Qin, H.; Li, S.; Kot, A.C.; Qin, L. Quality assessment of finger-vein image. In Proceedings of the 2012 Asia Pacific Signal & Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), Hollywood, CA, USA, 3–6 December 2012; pp. 1–4.

[50] Xie, S.J.; Zhou, B.; Yang, J.; Lu, Y.; Pan, Y. Novel hierarchical structure based finger vein image quality assessment. In Biometric Recognition; Springer: Cham, Switzerland, 2013; pp. 266–273.

[51] Nguyen, D.T.; Park, Y.H.; Shin, K.Y.; Park, K.R. New Finger-vein Recognition Method Based on Image Quality Assessment. KSII Trans. Internet Inf. Syst. 2013, 7.

[52] Brindha, S. Finger Vein Recognition. Int. J. Renew. Energy Technol. 2017, 4, 1298–1300

[53] Hoshyar, A.N.; Sulaiman, R. Review on finger vein authentication system by applying neural network. In Proceedings of the 2010 International Symposium on Information Technology (ITSim), Kuala Lumpur, Malaysia, 15–17 June 2010; Volume 2, pp. 1020–1023.

[54] Wang, K.Q.; Khisa, A.S.; Wu, X.Q.; Zhao, Q.S. Finger vein recognition using LBP variance with global matching. In Proceedings of the Wavelet Analysis and Pattern

Recognition (ICWAPR), 2012 International Conference, Guangdong, China, 2012; pp. 196–201

[55] Verma, M. R., Arun K. Majumdar, and B. Chatterjee. "Edge detection in fingerprints." Pattern Recognition 20.5 (1987): 513-523.

[56] You, L.; Li, H.; Wang, J. Finger-vein recognition algorithm based on potential energy theory. In Proceedings of the 2015 IEEE 16th International Conference on Communication Technology (ICCT), Hangzhou, China, 18–20 October 2015; pp. 678–683.

[57] Yang, J.; Shi, Y. Finger–vein ROI localization and vein ridge enhancement. Pattern Recognit. Lett. 2012, 33, 1569–1579. [CrossRef]

[58] Ezhilmaran, D.; Joseph, P.R.P. A Study of Feature Extraction Techniques and Image Enhancement Algorithms for Finger Vein Recognition. Int. J. PharmTech Res. 2015, 8, 222–229

[59] Xie, S.J.; Lu, Y.; Yoon, S.; Yang, J.; Park, D.S. Intensity variation normalization for finger vein recognition using a guided filter based singe scale retinex. Sensors 2015, 15, 17089–17105.

[60] Kauba, C.; Reissig, J.; Uhl, A. Pre-processing cascades and fusion in finger vein recognition. In Proceedings of the 2014 International Conference of the Biometrics Special Interest Group (BIOSIG), Darmstadt, Germany, 10–12 September 2014; pp. 1–6

[61] Raghavendra, R.; Busch, C. Exploring dorsal finger vein pattern for robust person recognition. In Proceedings of the 2015 International Conference on Biometrics (ICB), Phuket, Thailand, 19–22 May 2015; pp. 341–348.

[62] Raghavendra, R.; Busch, C. Exploring dorsal finger vein pattern for robust person recognition. In Proceedings of the 2015 International Conference on Biometrics (ICB), Phuket, Thailand, 19–22 May 2015; pp. 341–348

[63] Mohan, M.; Kumar, R.P.; Agrawal, R.; Sharma, S.; Dutta, M.K.; Travieso, C.M.; Alonso-Hernandez, J.B. Finger vein recognition using Integrated Responses of Texture features. In Proceedings of the 2015 4th International Work Conference on Bioinspired Intelligence (IWOBI), San Sebastian, Spain, 10–12 June 2015; pp. 209–214

[64] Miura, N., Nagasaka, A.: Feature extraction of finger-vein pattern based on repeated line tracking and its application to personal identification. Machine Vision and Applications 15(4), 194–203 (2004)

[65] Miura, N., Nagasaka, A., Miyatake, T.: Extraction of finger-vein patterns using maximum curvature points in image profiles. IEICE Transactions on Information and Systems E90-D(8), 1185–1194 (2007)

[66] Kumar, A., Zhou, Y.B.: Human identification using finger images. IEEE Transactions on Image Process 21(4), 2228–2244 (2012)

[67] Song, W., Kim, T., Kim, H.C., Choi, J.H., Kong, H.J., Lee, S.R.: A finger-vein verification

system using mean curvature. Pattern Recognition Letter 32(11), 1541–1547 (2011)

[68] Qin, H.F., Yu, C.B., Qin, L.: Region growth–based feature extraction method for fingervein recognition. Optical Engineering 50(5), 057208–057208 (2011)

[69] Liu, T., Xie, J.B., Yan, W., Li, P.Q., Lu, H.Z.: An algorithm for finger-vein segmentation based on modified repeated line tracking. The Imaging Science Journal 61(6), 491–502 (2013)

[70] Wu, J.D., Liu, C.T.: Finger-vein pattern identification using principal component analysis and the neural network technique. Expert Systems with Applications 38(5), 5423–5427 (2011)

[71] Wu, J.D., Liu, C.T.: Finger-vein pattern identification using SVM and neural network technique. Expert Systems with Applications 38(11), 14284–14289 (2011)

[72] Yang, G.P., Xi, X.M., Yin, Y.L.: Finger vein recognition based on (2D)2 PCA and metric learning. Journal of BioMedicine and Biotechnology 2012, 1–9 (2012)

[73] Liu, Z., Yin, Y.L., Wang, H., Song, S., Li, Q.: Finger vein recognition with manifold learning. Journal of Network and Computer Applications 33(3), 275–282 (2010)

[74] 4. Ojala, T., Pietikainen, M., Maenpaa, T.: Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 24, 429–436 (2002)

[75] Lee, E.C., Jung, H., Kim, D.: New finger biometric method using near infrared imaging. Sensors 11, 2319–2333 (2011)

[76] Heikkila, M., Schmid, C.: Description of interestregions with local binary patterns. Pattern Recogn. 42, 425–436 (2009)

[77] 21. Rosdi, B.A., Shing, C.W., Suandi, S.A.: Finger vein recognition using local line binary pattern. Sensors 11(12), 11357–11371 (2011)

[78] Yang, G.P., Xi, X.M., Yin, Y.L.: Finger vein recognition based on a personalized best bit map. Sensors 12(2), 1738–1757 (2012)

[79] Dai, Y.G., Huang, B.N., Li, W.X., Xu, Z.Q.: A method for capturing the finger-vein image using nonuniform intensity infrared light. In: Proceedings of Congress on Image and Signal Processing, Sanya, China, pp. 501–505 (2008)

[80] Meng, X.J., Yang, G.P., Yin, Y.L., Xiao, R.Y.: Finger vein recognition based on local directional code. Sensors 12(11), 14937–14952 (2012)

[81] Minutiae Based Fingerprint. Available online: https://www.bayometric.com/minutiae-based-extractionfingerprint-recognition/ (accessed on 18 August 2018).

[82] Zafar, W.; Ahmad, T.; Hassan, M. Minutiae based fingerprint matching techniques. In

Proceedings of the 2014 IEEE 17th International Multi-Topic Conference (INMIC), Karachi, Pakistan, 8–10 December 2014;pp. 411–416

[83] Zaeri, N. Minutiae-based fingerprint extraction and recognition. In Biometrics; InTech: London, UK, 2011

[84] Chen, W.; Gao, Y. A minutiae-based fingerprint matching algorithm using phase correlation. In Proceedings of the 9th Biennial Conference of the Australian Pattern Recognition Society on Digital Image Computing Techniques and Applications, Glenelg, Australia, 3–5 December 2007; pp. 233–238

[85] Mantrao, N.; Sukhpreet, K. An Efficient Minutiae Matching Method for Finger Vein Recognition. Int. J. Adv.Res. Comput. Sci. Softw. Eng. 2015, 5, 657–660

[86] Aziz, W.N.; Abdullah, I.; Seman, K.; Sayuti, N.N.S. Finger vein minutiae points extraction based on maximum curvature points in image profile and fingerprint application methods. Aust. J. Basic Appl. Sci. 2013, 7, 751–756

[87] Prabhakar, P.; Thomas, T. Finger vein identification based on minutiae feature extraction with spurious minutiae removal. In Proceedings of the 2013 Third International Conference on Advances in Computing and Communications (ICACC), Kerala, India, 29–31 August 2013; pp. 196–199.

Chapitre 03 :

Les algorithmes utilisés dans les Systèmes de la reconnaissance par vienes de doigts

3.1 Introduction

Ce chapitre consiste à présenter les algorithmes utilisés dans les systèmes de reconnaissance par les veines de la main. Également, ces algorithmes se devisent en trois catégories : (i) les algorithmes de prétraitement, (ii) les algorithmes de classification et (iii) les algorithmes extraction de caractéristiques. Ces derniers classés en trois approches :(a) les algorithmes basés sur les approches locales (Filtres de Gabor, Filtres de Log-Gabor, LBP «*Local Binary Patterns*», « LPQ local phase quantisation» et BSIF (*Binarized Statistical Image Features*)…..) etc. (b) Les algorithmes basés les approches globales appeler aussi algorithmes de projection qui sont deux types, algorithme linaire comme PCA (*Principal Component Analysis*), LDA «*Linear Discriminate Analysis*», ICA «*Independent Component Analysis*». Et algorithme non linaire comme KPCA «*kernel Principal Component Analysis*».

3.2 Les algorithmes de prétraitement

On peut divise les méthodes de reconnaissance automatique de la main selon leurs algorithmes de prétraitement en deux catégories. Des méthodes qui définit la région d'intérêt avant d'extraire les caractéristiques et d'autre méthodes na pas besoins de définies la région d'intérêt ROI ces derniers méthodes utilise généralement les minuties.

3.3 Les algorithmes d'extraction des caractéristiques

3.3.1 Les filtres de Gabor

Filtre de Gabor est un outil puissant pour l'extraction des caractéristiques appliqué sur les images d'une modalité biométrique. Cependant, plusieurs techniques de reconnaissance présentées dans la littérature exploitent ces filtres pour obtenir un système biométrique robuste et efficace [**1-2**]. Les filtres de Gabor sont capables de générer des informations à partir d'une image de texture à différentes échelles et sous différentes orientations. Généralement, le filtre de Gabor 2D dans le domaine spatial est défini par [**3**] :

$$H_{u,v} = \frac{F_u^2}{\pi n \lambda} \exp\left[-\left(\frac{F_u^2}{n^2}\right) x_p^2 - \left(\frac{F_u^2}{\lambda^2}\right) y_p^2 \right] \exp\left(j 2\pi x_p \right) \qquad (3.1)$$

Où

$x_p \quad = \quad IG_{(x,y)}(x,y) = I(x,y) * H_{u,v}$ $f_u = \frac{f_{max}}{2^{u/2}}$ et $y_p \quad = y_p = -x\sin(\theta_v) + y\cos(\theta_v)$, $f_u = \frac{f_{max}}{2^{u/2}}$ et θ_v =υπ/8.

Comme nous pouvons le voir, le filtre de Gabor est réalisé par une modulation d'une onde sinusoïdale (sinus / cosinus) de forme complexe par une fonction gaussienne du noyau dont la fréquence centrale et la fréquence maximale sont définies par f_u et f_{max} respectivement. θ_v Est leur orientation. n Et λ représentent la taille de l'enveloppe Gaussienne selon l'axe x et l'axe y respectivement. Pour l'extraction des caractéristiques d'une famille des filtres de Gabor pour différentes échelles et sous différentes orientations ont utilisons .Par exemple 40 filtres : 5 échelles (μ=0, 1,4) et 8 orientations (υ=0, 1,2,…,7). Les réponses du banc de filtre de Gabor sont par la relation suivante:

$$IG_{(x,y)}(x,y) = I(x,y) * H_{u,v} \tag{3.2}$$

Où * est le produit de la convolution et $IG_{(x,y)}(x,y)$ les réponses (le résultat de la convolution). L'image $IG_{(x,y)}(x,y)$ est un complexe structure qui peut être décomposé en une partie réelle et une partie imaginaire comme montre l'équation (3.3)

$$R_{u,v}(x,y) = Real\left(IG_{(x,y)}(x,y)\right) \tag{3.3}$$

$$I_{u,v}(x,y) = Im\left(IG_{(x,y)}(x,y)\right) \tag{3.4}$$

Donc l'amplitude et la phase seront calculées respectivement par :

$$A_{(u,v)}(x,y) = \sqrt{\left(R_{(u,v)}(x,y)\right)^2 + \left(I_{(u,v)}(x,y)\right)^2} \tag{3.5}$$

$$P_{(u,v)}(x,y) = \arctan\left(\frac{I_{(u,v)}(x,y)}{R_{(u,v)}(x,y)}\right) \tag{3.6}$$

La Figure 3.1 montre quelques modalités biométriques avec les réponses en amplitude où sont présentées en 3eme colonne et les réponses en phases sont représentées en 3eme colonne. Les paramètres utilisés son orientation=90 et échelle=1. Figure 3.2 montre un exemple d'une image d'empreinte palmaire filtrée par filtres de Gabor avec 8 orientations et 5 échelles. Après les réponses en amplitudes ont été calculées et représentées.

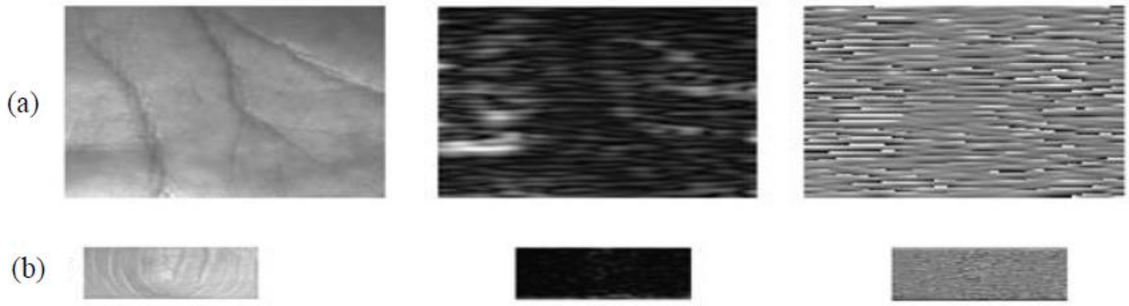


Figure 3. 1 1ere colonne les images originales. 2eme Colonne les réponses en amplitude. 3eme colonne les Réponses en phase (orientions=90 et échelle=1)

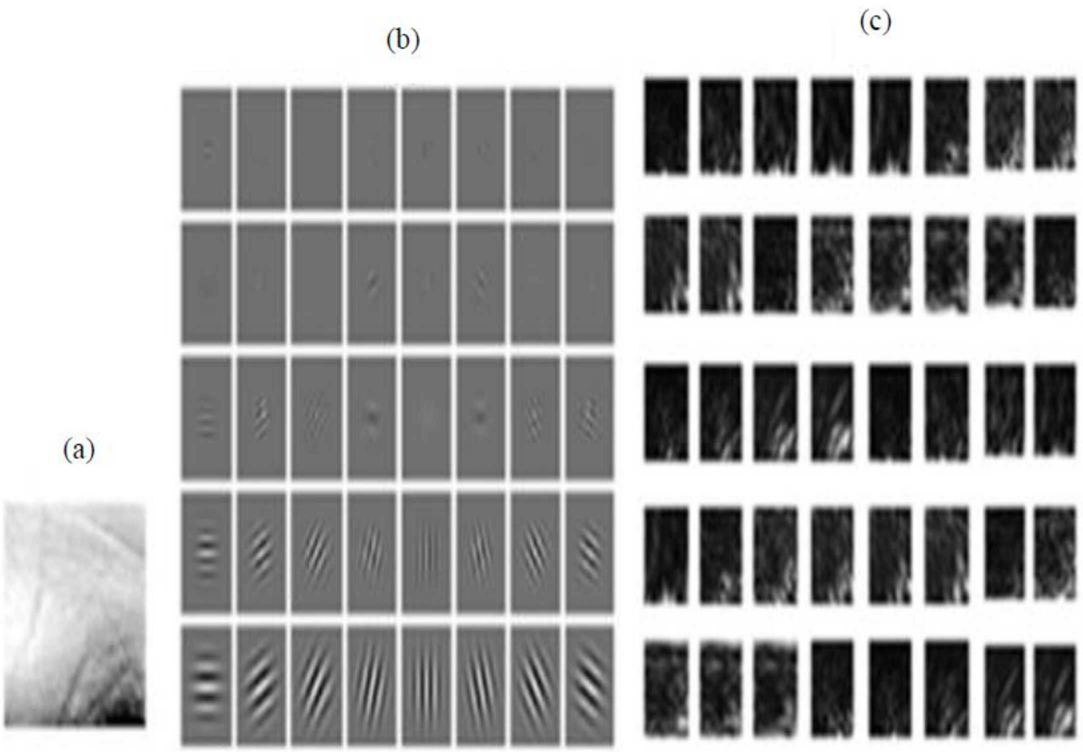


Figure 3. 2. (a) exemple d'empreintes Palmaire. (b). filtres de Gabor (5 échelles et 8 orientations). (c) Les réponses des amplitudes de la convolution avec une famille de 40 filtres de Gabor

Plusieurs travaux ont été proposés dans la littérature qui exploite les informations Complémentaires de l'amplitude et la phase ou l'amplitude et de la partie réelle afin d'obtenir un système de reconnaissance biométrique robuste [**30-31**].

3.3.2 Motif binaire local (LBP)

L'opérateur d'analyse de la texture LBP, introduite par Ojala et al [4]. D'où le principe général est de comparer le niveau de gris d'un pixel avec les niveaux de ses voisins. Tous les voisins prendront une valeur 1 si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et 0 si leur valeur est inférieure (Voir Figure 3.3). Les pixels de ce motif binaire sont alors multipliés par des poids et sommés afin d'obtenir un

code LBP du pixel courant. LBP est un moyen puissant de description de texture et parmi ses propriétés dans des applications réelles sont ses discriminatives puissances, simplicité de calcul [**32**].

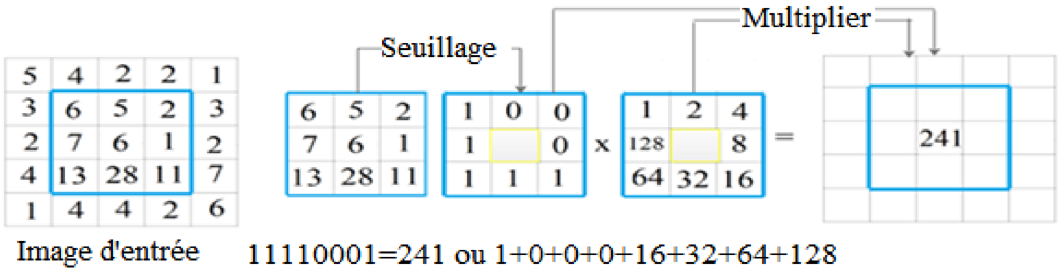


Figure 3.3 une illustration de LBP basique

Soit g_c un pixel dans l'image d'entrée, ses *p* pixels voisins sont (g_0, g1,…, g_{P-1}). La réponse LBP du pixel g_c est calculée comme suit :

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{P-1} f(x)(g_i - g_c).2^i \tag{3.7}$$

Où *f(x)* est la fonction de seuillage, donnée par :

$$f(x) = \begin{cases} 1si(x \geq 0)x \\ 0else \end{cases} \tag{3.8}$$

La **Figure 3.3**. Montre un exemple de quelques modalités biométriques avec leurs images LBP en utilisant l'opérateur LBP basique.

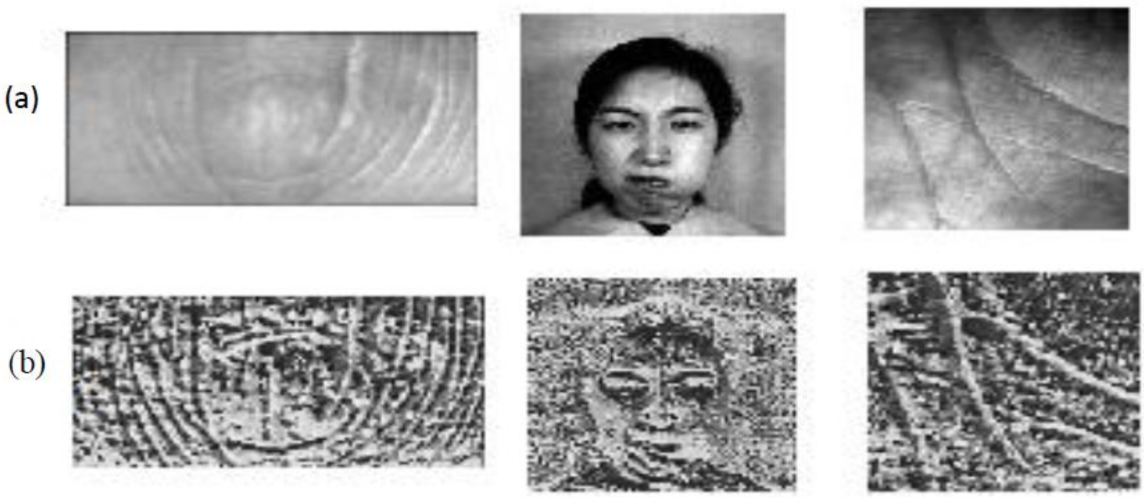


Figure 3. 4 Quelque modalité et leurs images LBP

LBP a été étendu ultérieurement basant sur des voisinages de taille différente (un voisinage de P pixels différentes c-à-dire différentes échelles) et la forme circulaire de Rayon R [5] (Voir **Figure 3.5**).

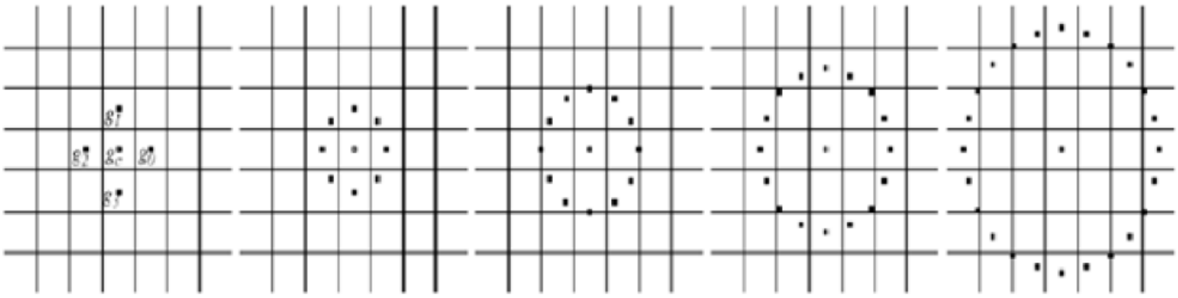


Figure 3. 5 Exemples de d'opérateur **LBPP.R**. Source [**33**]

3.3.3 Binarized Statistical Image Features (BSIF)

BSIF est un descripteur local récent pour reconnaître des textures. BSIF descripteur a été mentionné pour la première fois par J. Kannala et E. Rahtu en 2012 [**6**]. Ce descripteur est basé sur un ensemble de filtres linéaires de taille fixe. BSIF filtre une image donnée I de taille N×N pixels avec un ensemble de filtres $\varphi_i^{n\times n}$ alors les réponses r_i sont binarisée. J. Kannala et E Rahtu utilisent un ensemble des images naturelles (cà-dire-appliqué les concepts introduites dans [**6**]) (voir **Figure 3.6**) pour former un ensemble des filtres $\varphi_i^{n\times n}$, ces filtres sont estimés en maximisant l'indépendance statistique des répons r_i par ICA. Également, nous avons utilisé les filtres open-source [**34**] qui sont appris à partir de 13 images naturelles différentes [**35**]. La réponse du filtre est obtenue comme suit:



Figure 3. 6 : Les 13 images naturelles utilisées pour l'apprentissage des filtres dans le descripteur BSIF [**36**]

$$r_i = \sum_{x,y} \varphi_i^{n\times n}(x,y) I(x,y) \quad (3.9)$$

Où $\varphi_i^{n\times n}$ est un filtre linéaire de taille N et i= {1, 2… n} indique le nombre de filtres statistiquement indépendants dont la réponse peut être calculée ensemble et binarisée pour obtenir la chaîne binaire comme suit :

$$b_i = \begin{cases} 1 si (r_i \rangle 0) \\ 0 si (r_i \leq 0) \end{cases} \quad (3.10)$$

Enfin, les fonctions BSIF sont extraies comme l'histogramme des codes binaires de chaque pixel. BSIF caractérise efficacement les composants de texture de l'image. Il existe deux facteurs importants dans le descripteur BSIF: la taille du filtre N et n la longueur du filtre. L'image et l'image filtrée par BSIF correspondantes sont représentées sur la **Figure 3.15**. La **Figure 3.15**.a indiqué un exemple d'image FKP. La **Figure 3.5 b** représente le filtre BSIF de taille 11x11 et de longueur 12. La **Figure 3.5.c** montre les résultats de la convolution de l'image FKP avec un filtre BSIF. La **Figure 3.5.d** montre image filtrée par BSIF filtre.

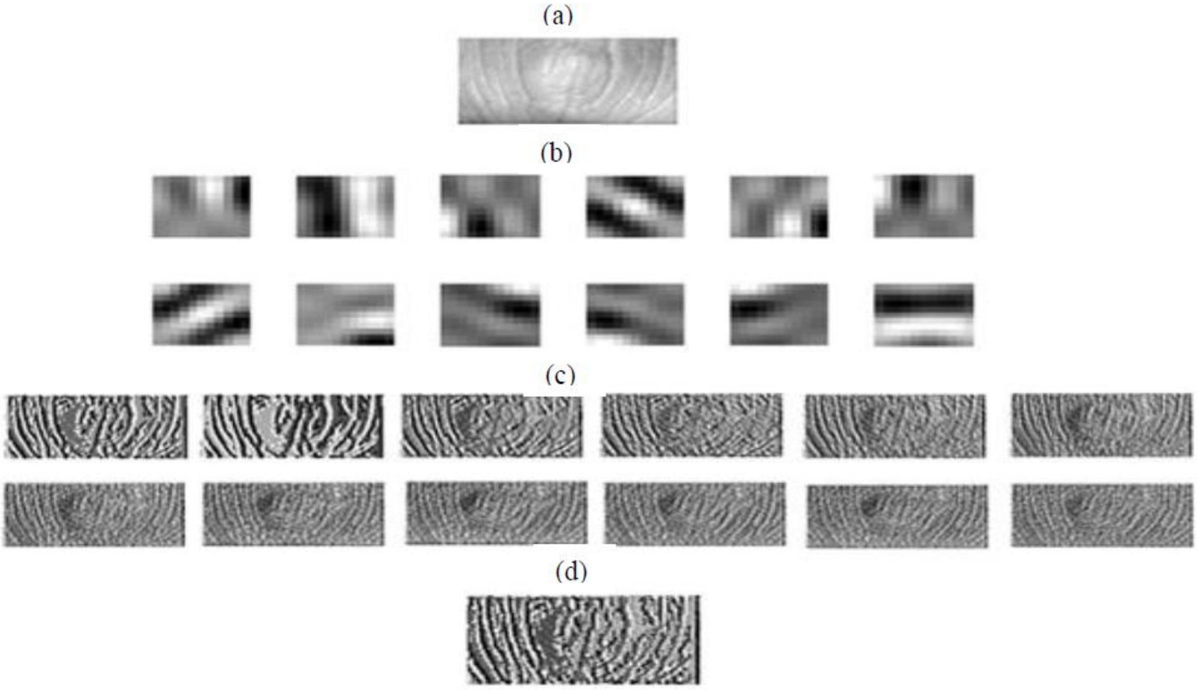


Figure 3. 7 (a) Exemple d'image FKP. (b) Filtre BSIF de taille 11x11 et de longueur 12. (c) Les résultats de la convolution de l'image FKP avec un filtre BSIF. (d) Image finale FKP filtrée par BSIF filtre.

3.3.3 Local Phase Quantization (LPQ)

Le descripteur de texture Quantification de Phase Locale (ou Local Phase Quantization : LPQ) a été introduit pour la première fois par Ojansivuet al. [9]. Il permet d'améliorer la classification de textures tout en étant robuste aux artéfacts générés par différentes formes de flou présents dans une image. Pour cela, le descripteur est construit de façon à ne retenir dans une image que l'information locale invariante à un certain type de flou. Les auteurs [8] ne considèrent en effet que les flous pouvant être représentés par une fonction d'étalement du point (PSF, "Point Spread Function") présentant une symétrie centrale. Cette hypothèse sur la PSF ne limite pas pour autant l'utilisation de cette méthode étant donné que la réponse à une source ponctuelle de la majorité des capteurs et des systèmes d'imagerie peut être modélisée par ce type de fonctions mathématiques qui peuvent également présenter des symétries d'ordre supérieur (axial ou radial par exemple) [9]. Une fois les conditions sur le flou définies, une transformée de Fourier à fenêtre glissante est calculée pour plusieurs fréquences u choisies pour respecter les critères de la fonction d'étalement. Les coefficients ainsi obtenus sont quantifiés afin d'obtenir un mot de 8 bits [10].

L'information de LPQ peut être extraite en utilisant la transformée discrète de Fourier à fenêtre à deux dimensions (2DWFT).

$$F_u(x) = \sum_{m\varepsilon Nx} h(m-x)\, f(m) e^{-j2\pi u^T m} = E_u^T f_x \qquad (3.11)$$

Où Eu, de taille = 1 ×M2, est un vecteur de base de 2DWFT avec la fréquence u, et f (x), taille = MT× N, est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans N_x à chaque position x. La fonction fenêtre, h (x) est une fonction rectangulaire. La transformation est calculée à quatre valeurs de la fréquence, u = [u0, u1, u2, u3] où u0 = [a, 0] T, u1 = [0, a]T, u2 = [a, a]T et u3 = [a,-a]T. La valeur a est la plus haute fréquence scalaire pour laquelle Hui> 0. Ainsi, seuls quatre fonctions complexes comme un banc de filtres sont nécessaires pour produire huit images résultantes, composées de 4 images de la partie réelle et 4 images de la partie imaginaire de la transformée. Chaque pixel de l'image complexe résultant peut être codé en une valeur binaire représentée dans l'équation (3.12) en appliquant (the quadrant bit coding) [8].

$$B_{ui}^{\mathrm{Re}} = \begin{cases} 1si\left(F_{ui}^{\mathrm{Re}}(x) \gg 0\right) \\ 0si\left(F_{ui}^{\mathrm{Re}}(x) \leq 0\right) \end{cases} B_{ui}^{\mathrm{Re}}(x) = \begin{cases} 1si\left(F_{ui}^{Im}(x) \gg 0\right) \\ 0si\left(F_{ui}^{\mathrm{Im}}(x) \leq 0\right) \end{cases} \tag{3.12}$$

Ce procédé de codage attribue deux bits pour chaque pixel pour représenter le quadrant dans lequel se trouve l'angle de phase [12]. En fait, il fournit également la quantification de la fonction de phase de Fourier. En général, LPQ est une chaîne binaire, présentée dans l'expression (3.13), obtenue pour chaque pixel par la concaténation des codes quadrant bits réelles et imaginaires des huit coefficients de Fourier d'ui.

$$LPQ(x) = \left[B_{u0}^{\mathrm{Re}}(x), B_{u0}^{Im}(x), \ldots, B_{u3}^{\mathrm{Re}}(x), B_{u3}^{Im}(x)\right] \tag{3.13}$$

La chaîne binaire est convertie en nombre décimal par l'expression (3.14) pour produire une étiquette de LPQ. La Figure 3.4 ré

$$LPQ(x) = \left[B_{u0}^{\mathrm{Re}}(x) + B_{u0}^{Im}(x) \times 2^1 + \ldots + B_{u3}^{\mathrm{Re}}(x) \times 2^{k-1} + B_{u3}^{Im}(x) \times 2^k\right] \tag{3.14}$$

sume l'ensemble de ces étapes.

$$LPQ(x) = \left[B_{u0}^{\mathrm{Re}}(x) + B_{u0}^{Im}(x) \times 2^1 + \ldots + B_{u3}^{\mathrm{Re}}(x) \times 2^{k-1} + B_{u3}^{Im}(x) \times 2^k\right] \tag{3.15}$$

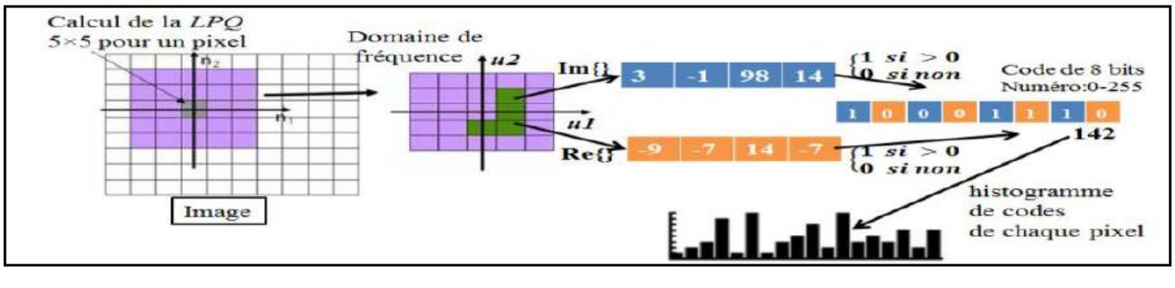


Figure 3.8 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaire à la construction du descripteur LPQ

3.4 Réduction de dimension

Supposons qu'un jeu de données soit décrit par la matrice X de taille (n x D) où n est le nombre de vecteurs xi de dimension D. Ce jeu de données possède une dimension propre (ou intrinsèque) d, où d < D voire d << D. En termes mathématiques, la dimension intrinsèque signifie que le jeu de données repose sur une variété de dimension d, contenu dans un espace de plus grande dimension D. Une technique de réduction de dimension transforme le jeu de données X en un nouvel ensemble Y de dimension d, en gardant au maximum essentiel de l'information de l'ensemble de départ. Généralement, ni la géométrie de la variété, ni la dimension de sont connus. Les techniques de réduction de dimension peuvent être classées en plusieurs groupes. Le principal critère de classement est l'aspect linéaire ou non des méthodes. Les méthodes linéaires supposent que les données reposent sur une variété linéaire de l'espace de grande dimension. Ces méthodes les plus couramment utilisées sont :

3.4.1 Analyse en composantes principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) ou Principal Component Analysais (PCA) est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension et pour représenter efficacement les données (images de l'empreinte palmaire par exemple). Ainsi, au lieu de stocker une vectrice image de taille N, on stocke un vecteur de taille R ≤nombre d'images d'apprentissage P. Les étapes principales pour calculer la matrice de projection (UPCA) de PCA sont :

Chaque image est représentée par un vecteur de taille N.

$$x^i = \left[x_1^i, x_2^i, ..., x_N^i \right]^T \tag{3.16}$$

Toutes les images sont centrées en soustrayant l'image moyenne de chaque vecteur image.

$$C = \overline{X}\,\overline{X}^T \tag{3.17}$$

m : moyenne de toutes les images d'apprentissage.

Ces vecteurs sont combinés, côte-à-côte, pour créer une matrice□ de données d'apprentissage de taille N × P (où P est le nombre d'images d'apprentissage, N la taille de la vectrice image). Le calcul de la matrice de covariance (C) qui est définie par la formule :

On calcule ensuite les vecteurs propres V et les valeurs propres D de la matrice C. Les valeurs propres de la matrice C représentent le taux de variation le long de l'axe du vecteur propre associé. La matrice de transformation de PCA est

donc les R premiers vecteurs propres ordonnés par ordre décroissant des valeurs propres correspondantes (UPCA) [13].

3.4.2 Analyse discriminante linéaire (LDA)

L'analyse discriminante linéaire (LDA) en anglais est «*Linear Discriminate Analysis*» est une technique populaire, utilisée pour trouver la combinaison linéaire des caractéristiques qui séparent mieux les classes d'objets. Les combinaisons résultantes peuvent être utilisées comme classificateur linéaire, ou pour la réduction des caractéristiques avant la classification. Ces combinaisons linéaires obtenues en utilisant Fisher palm T(w) (équation 3.20). LDA est une technique qui cherche les directions pour la discrimination entre les données [14,15]

Soit la matrice d'entrainement $X_T = [X_1, X_2 ...]$. X_jDésigne le vecteur caractéristique d'image (j). Chaque X_j appartenant à l'un des N classe 1, 2, $\dots_N$ C_1 C_2 C_N.

Avec $1 \leq j \leq q$.

Sous–espace LDA a été construit de sorte qu'il minimise la variance intra-classe S_B «*between-class squatter matrix*» et maximise la variance inter–classe S_W «*within-classscatter matrix*»:

$$S_B = \sum_{i=1}^{N} n_i (u_i - u)(u_i - u)^T \quad (3.18)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^{N} \sum_{x_j \varepsilon c_i} (u_i - u)(u_i - u)^T \quad (3.19)$$

Où n_i représente le nombre d'échantillons dans l' $i^{ième}$ classe, μ_i désigne la moyenne des données d'apprentissage appartenant à la $i^{ième}$ classe, N le nombre de classes et μ représente la moyenne globale de toutes les données d'entraînement. Et puis on dérive la matrice de transformation W qui maximise le critère discriminant de Fisher :

$$T(w) = w_{opt} = \arg_w \max \frac{|w^T s_b w|}{|w^T s_w w|} = [w_1 w_2 ... w_d] \quad (3.20)$$

La solution optimale à ce problème d'optimisation est donnée par la résolution du problème généralisé des vecteurs propres

$$S_b w = \gamma s_w w \quad (3.21)$$

Ça revient à la recherche des vecteurs propres de la matrice $S_W - 1$. La représentation graphique de ces vecteurs propres s'appelle en anglais Fisherpalms. La langueur des vecteurs caractéristiques après l'application de LDA au plus N-1. Avec N est le nombre total des classes.

3.4.3 Kernel-principal composant analyse (K-PCA)

KPCA en englais «*Kernel-PCA*» s'appelle PCA à noyau. Egalement KPCA une extension de problème non linéaire de PCA en utilisant des fonctions a noyaux [17,18]

KPCA est une technique puissante laquelle a été appliquée avec succès dans les domaines notamment la reconnaissance des formes et la biométrie .Le problème du PCA ne peut pas séparer efficacement les données non linéaires.

- Le noyau RBF gaussien (Gaussian Radial Basis Function kernel).

$$k(x,y) = \exp\left(-\frac{|x-y|^2}{2\sigma^2}\right) \qquad (3.22)$$

Avec $|x - y|2$ est la distance euclidienne au carré entre les deux vecteurs caractéristiques x et y.

- le noyau polynomial de degré d

$$(x, y) = (x^T y + c) \qquad (3.23)$$

$\boldsymbol{c \geq 0}$**,** est un paramètre permettant de régler l'étalement de la fonction. Lorsque $c = 0$, le noyau est appelé homogène. Soit la matrice d'entrainement.

$X_T = [X_1, X_2 \ldots]$.

X_j Désigne le vecteur caractéristique d'image (j). Chaque X_j appartenant à l'un des N classes $_{1,\,2},\ldots,\,_N C\ C\ C$ avec $1 \leq j \leq q$.

PCA à noyaux permet ainsi de construire des mappings non–linéaires. Les étapes PCA à noyaux sont les suivantes :

- PCA à noyaux projetée d'abord les donnéesX_jà un espace K de p dimensions Présenté sous une forme ∅ ( )

$$X_T = [X_1, X_2 \ldots] \rightarrow \{\emptyset\,(X_1), \emptyset\,(X_2) \cdots \emptyset\,(X_n)\} \text{ avec } 1 \leq i \leq n \qquad (3.24)$$

Avec $\emptyset\,(X_n) \in \mathcal{H}$.

- PCA à noyaux calcule les principaux vecteurs propres de la matrice noyaux plutôt que la matrice de covariance.
- Pour calculer les composantes principales en résolvant le problème des valeurs propres (On cherche les vecteurs propres V)

$CV = \lambda V$ (3.23)
Où λsont les valeurs propres et V sont les vecteurs propres. On peut écrire v_i
Sous la forme:

$$v_i = \sum_{j=1}^{q} a_{ij} \Phi\left(X_j\right) \tag{3.24}$$

La matrice K de Gram est définit par

$$k\ (i, j) = \mathrm{k}\ (X_i, Xj) = (\phi\ (X_i\ )\ \phi(X_j))) \tag{3.25}$$

3.4.4 Analyse de Kernel Fisher (KFA)

KFA est utilisé pour réduire les données dans un sous-espace inférieur et conçu pour fonctionner mieux que les méthodes linéaires où il existe une multitude complexe de données avec un nombre élevé de classes. Il est effectué en utilisant la procédure similaire de KPCA sauf que Fisher Linear Discriminant (FLD) est considéré à la place de PCA après la transformation du sous-espace en dimension supérieure. Si x_k a la même valeur de l'équation (8) [19], la même projection est effectuée sur le vecteur x. pour obtenir la fonction Φ: $S^{\text{ème}} \rightarrow \left(k_{rs}\right)_{tu} = k\left(x_{tr}, x_{us}\right) = \Phi\left(x_{tr}\right).\Phi\left(x_{us}\right)$,f > n. laissez les échantillons projetés Φ (x) être centrés dans R^f et laissez les équations qui utilisent des produits scalaires être formulées pour l'analyse discriminatoire linéaire de Fisher (FLD) uniquement. Supposons que les matrices de dispersion intra-classe et inter-classes soient S_W^Φ et S_B^Φ pour appliquer FLD dans l'espace noyau, la solution aux valeurs propres λ et aux vecteurs propres W^Φ

$$\lambda S_W^\Phi W^\Phi = S_B^\Phi W^\Phi \tag{3.26}$$

Sont dérivés en trouvant les vecteurs propres correspondant à la plus grande valeur propre généralisée. La fonction noyau est introduite définie par

$$\left(k_{rs}\right)_{tu} = k\left(x_{tr}, x_{us}\right) = \Phi\left(x_{tr}\right).\Phi\left(x_{us}\right) \tag{3.27}$$

Où il existe un problème de classe c et un échantillon de R^{eme} classe t et le $S^{\text{ème}}$ échantillon de classe u soit respectivement x_{tr} et x_{us} (où la classe t a lt échantillons et la classe u a lu échantillons). Puis enfin projeter Φ (x) dans un espace dimensionnel inférieur couvert par les vecteurs propres W^Φ d'une manière similaire à Kernel PCA en utilisant la méthode de Fisherface pour la reconnaissance faciale [19], [21].

3.5 Conclusion

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'une modalité d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités, ces derniers seront regroupés dans la même classe, et ces classes varient selon le type de décision.

Références Bibliographique

[1] Shen, L., Bai, L., & Fairhurst, M. (2007). Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification. Image and Vision Computing, 25(5), 553-563.

[2] Zhou, M., & Wei, H. (2006, August). Face verification using Gabor wavelets and adaboost. In Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on (Vol. 1, pp. 404-407). IEEE

[3] Xie, S., Shan, S., Chen, X., & Chen, J. (2010). Fusing local patterns of Gabor magnitude and phase for face recognition. IEEE transactions on image processing, 19(5),1349-1361.

[4] Štruc, V., & Pavešić, N. (2010). The complete Gabor-fisher classifier for robust face recognition. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 31.

[5] Ojala, T., Pietikäinen, M., Mäenpää, T.: Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 24(7), 971–987 (2002)

[6] Ojala, T., Pietikäinen, M., & Harwood, D. (1996). A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. Pattern recognition, 29(1), 51-59.

[7] Kannala, J., & Rahtu, E. (2012, November). Bsif: Binarized statistical image features. In Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on (pp. 1363-1366). IEEE.

[8] Bowyer, K. W., Chang, K., & Flynn, P. (2006). A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D+ 2D face recognition. Computer vision and imageunderstanding, 101(1), 1-15

[9] A. OUAMANE.(2015). "Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D," Université Mohamed Kheider-Biskra

[10] V. Ojansivu and J. Heikkilä, "Blur Insensitive Texture Classification Using Local Phase Quantization," in Image and Signal Processing. vol. 5099, A. Elmoataz, O. Lezoray, F. Nouboud, and D. Mammass, Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2008, pp. 236-243.

[11] Nanni, L., Lumini, A., Brahnam, S.,"Local binary patterns variants as texture descriptors formedical image analysis", Artif. Intell. Med. 49(2), 117–125 (2010)

[12] V. Ojansivu and J. Heikkila., "Blur insensitive texture classification using local phase quantization", International Conference on Image and Signal Processing (ICISP08), pp. 236-243, 2008.

[13] C. Fiche. "Repousser les limites de l‟identification faciale en contexte de vidéosurveillance". Docteur De L‟université De Grenoble Spécialité : Signal - Images - Parole - Télécoms (SIPT), le 31/01/2012.

[14] Wold, Svante, Kim Esbensen, and Paul Geladi. "Principal component analysis." Chemometrics and intelligent laboratory systems 2.1-3 (1987): 37-52.

[15] Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs.fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 19(7), 711-720.

[16] Yu, P., Yu, P., & Xu, D. (2010, October). Comparison of PCA, LDA and GDA for palmprint verification. In Information Networking and Automation (ICINA), 2010 International Conference on (Vol. 1, pp. V1-148). IEEE.

[17] Yang, M. H. (2002, May). Kernel Eigenfaces vs. Kernel Fisherfaces: Face Recognition Using Kernel Methods. In Fgr (Vol. 2, p. 215).

[18] Swati, M. R., & Ravishankar, M. (2013, October). Finger Knuckle Print recognition based on Gabor feature and KPCA+ LDA. In Emerging Trends in Communication, Control, Signal Processing & Computing Applications (C2SPCA), 2013 International Conference on (pp. 1-5). IEEE.

[19] V Struc, F Milhelic, N Pavesic. Combining experts for improved face verification performance. in Proc. IEEE Conf. ERK, 2008: 233-236.
M Yang. Kernel eigenfaces vs. kernel fisherfaces: Face recognition using kernel

[20] methods. in Proceedings 5th IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recog., 2002: 215-220, 21-21.

[21] AS Moon, R Srivastava, Y Pandey, (2013). Impact of kernel fisher analysis method on face recognition. International Journal of Engineering and Advanced Technology, IJEAT, 2013; 2(3).

Chapitre 4 : Résultats expérimentaux et discussions:

4.1 Introduction

L'étude expérimentale de cette thèse est basée sur la reconnaissance de personnes par leurs empreintes palmaire et l'empreinte de veines en utilisant les méthodes décrites dans le chapitre précédent. Elle est réalisée sur les bases de données de PolyU-finger vein database [1] et SDUMLA [2] finger vein database et la base des données d'empreinte palmaires PolyU [2] et FV-USM [3].

Afin d'évaluer l'efficacité des méthodes étudiées et les performances de notre système biométrique proposé, et vue l'importance affectée à la modalité de l'empreinte de veine dans les dernières années, nous allons présenter brièvement les caractéristiques de l'empreinte de veine et les veines de palmes.

Nous avons présenté la technique dite "*Motif Binaire Local (LBP: Local Binary Pattern)*" largement utilisée en caractérisation des images texturées, ainsi que ces extensions les plus populaires en analyse de texture. Nous avons aussi étudié des variantes très récentes et plus adaptées à l'analyse de texture. « *Caractéristiques Statistiques et Binarisées de l'Image (BSIF: Binarized Statistical Image Features)*" aussi la Quantification de Phase Locale LPQ**.**

Les images de la biométrie d la main généralement ce sont des images contiennent beaucoup de bruits et surtout des images flou c'est pour ça nous avant utilisant des algorithmes efficaces dans ces conditions au niveau de prétraitement aussi méthodes ce d'extraction des paramètres perdront néanmoins une partie des informations, affectant ainsi le taux de reconnaissance. Pour cette limitation, nous avons proposé l'utilisation de spatiale pyramide décomposition (SPD) [3] dans les fonctionnalités extraites pour la veine reconnaissance. La technique (SPD) décompose une image en sous-régions à partir desquelles les histogrammes sont concaténés. Dans l'étape suivante, le vecteur des paramètres obtenus est réduit en utilisant LDA, PCA, K-PCA, ces qui éliminent également la redondance de la fonction vecteur, enfin le classificateur K-NN [5] est appliqué pour obtenir la décision finale.

4.2 Caractérisation Biométrique par Descripteurs de Texture Locaux

L'extraction de caractéristiques, est l'une des étapes les plus importantes pour analyser et reconnaître les données. Les caractéristiques optimales devraient minimiser les intra-classe dans la classe tout en maximisant entre les interclasse. Si

des caractéristiques inadéquates sont utilisées, même le meilleur classificateur pourrait ne pas obtenir une reconnaissance précise.

Dans la littérature, diverses méthodes sont employées pour extraire des caractéristiques biométriques ; ces méthodes peuvent être classées soit comme des méthodes basées sur l'apparence ou des méthodes basées sur des caractéristiques géométriques. Les traits géométriques présentent la forme et l'emplacement des composants d'oreille et de la paume de la main, tandis que les caractéristiques d'apparence présentent l'apparence (texture de la peau).

4.3 Motivation de travail

La reconnaissance des veines est une solution prometteuse pour l'identification des personnes, une nécessité dans notre société moderne et technologique. Des services tels que la banque électronique et le contrôle d'accès automatisé aux bâtiments offrent des commodités aux utilisateurs, mais nécessitent également des méthodes d'authentification précises. Les conséquences seraient dramatiques si des pirates étaient en mesure d'accéder à ces systèmes. Par conséquent, un système d'authentification précis qui a également la commodité de ne pas obliger l'utilisateur à se souvenir d'un mot de passe ou à porter une carte d'accès est d'une grande utilité. Un système d'identification précis peut non seulement être appliqué à ces scénarios exaltants, mais il ouvre également la route à un avenir pout les comptes d'argent liquide et les paiements électroniques peuvent être effectués en utilisant uniquement une identité personnelle sécurisée.

D'autre part , L'analyse de la texture, joue un rôle important dans de nombreuses applications d'analyse d'images. Même si la couleur est un élément important dans l'interprétation des images, il y a des situations où les mesures de couleur ne sont tout simplement pas suffisantes ni même applicables. Depuis les années soixante, l'analyse des textures a été un domaine de recherche intense. Néanmoins, les progrès ont été assez lents, ne présentant que quelques améliorations notables ; les méthodes mises au point n'ont qu'occasionnellement évolué vers des applications réelles. Bref, l'analyse des textures du monde réel, s'est révélée extrêmement difficile. Les problèmes les plus difficiles, sont probablement causés par l'inhomogénéité naturelle des textures, l'illumination variable et la variabilité dans les formes des surfaces.

Dans la plupart des applications, l'analyse d'image doit être effectuée avec le moins de ressources de calcul possible, surtout dans l'inspection visuelle. La vitesse de l'extraction des traits peut jouer un rôle énormément important. La taille des descriptions calculées doit également être maintenue, aussi faible que possible pour faciliter la classification. Pour répondre aux exigences des applications du monde réel, les opérateurs de texture doivent être computationnelle ment bon marché et robustes contre les variations dans l'apparence d'une texture. Ces variations peuvent être causées par des éclairages irréguliers, des positions d'observation différentes, des ombres, etc. En fonction de l'application, les opérateurs de texture doivent donc

être invariants face aux changements d'éclairage, de rotation, de mise à l'échelle, de point de vue, y compris les distorsions de perspective. L'invariance d'un opérateur ne peut cependant pas être augmentée à l’exception de la précision de la discrimination.

Il est facile de concevoir un opérateur invariant quelque soient les conditions, mais totalement inutile comme descripteur de texture.

Les méthodes de texture, peuvent être utilisées dans l'analyse d'images médicales, l'identification biométrique, la télédétection, la récupération d'images basée sur le contenu, l'analyse documentaire, la modélisation de l'environnement, la synthèse de texture et le codage d'images basé sur un modèle.

4.4 Méthodologie

Notre système biométrique nécessite deux phases opérationnelles. La première est une phase d'apprentissage: elle consiste à enregistrer les caractéristiques de chaque individu afin de créer son propre modèle biométrique; puis a été enregistré dans la base de données. La deuxième est la phase de test qui consiste à enregistrer les mêmes caractéristiques et à les comparer aux modèles biométriques stockés dans la base de données si les données enregistrées correspondent à un modèle biométrique de la base de données. Le schéma général est représenté sur **la figure 4.1.**

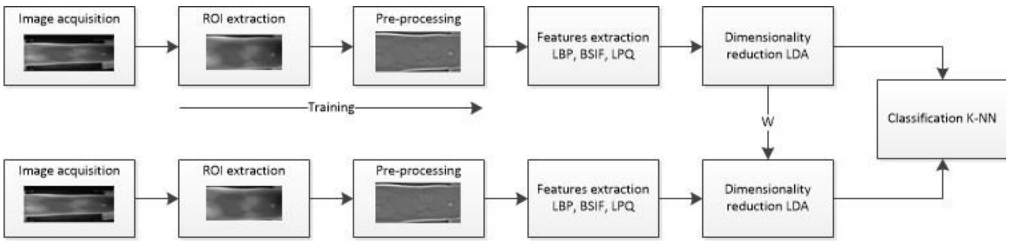


Figure 4.1 Schéma synoptique de notre système d’authentification de

4.4.1 Région d’intérêt

L’image de veine de doigt à un fond noir non désiré contenant la plupart du temps le bruit et fait ne fournissent pas beaucoup d’informations sur les veines qui peuvent interférer avec le processus de reconnaissance. Pour but de détecter une région d'intérêt (ROI), nous avons segmenté l'image avec une méthode détection de bord basée sur le produit de la convolution entre l'image et les valeurs de masque de sobel le tableau 4.1.

Tableau 4.1 Filtre Sobel de taille 4X3

-1	-1	-1
-1	-1	-1
1	1	1
1	1	1

Une région de forme rectangulaire a été sélectionnée sur la base de deux valeurs de largeur et de hauteur basées sur Abscisse maximale et minimale (**Figure 4.2**).

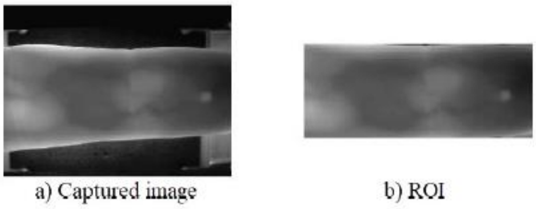


Figure 4.2 Région d'Intérêt des doigts (ROI) Cette algorithme

Généralement dans la littérature ils ont appliqué ce filtre avec taille [20 X3] dans notre system nous avons choisi, cette taille de filtre de sobel rendre le system très rapide et plus efficace que les autres systèmes.

Pour les images de palm nous avons utilisez la méthode qui a été proposé par Zohaib Khan [4]

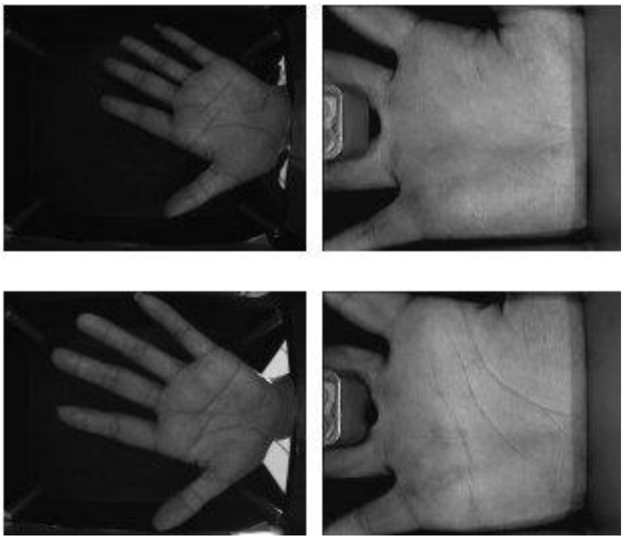


Figure 4.3 Région d'Intérêt des palmes (ROI)

4.4.2 La segmentation d’image

La méthode de Différence of Gaussiens (DoG) est un algorithme d’amélioration des fonctionnalités la soustraction d’une version floue d’une image originale d’une autre, moins floue version que l’original Dans le cas des images à niveau de gris , les images floues sont obtenues par convolution des images originales de niveau de gris avec gaussiens kernels ayant des normes différentes Déviations. Dans son fonctionnement, les différents de Gaussians algorithme est censé imiter comment le traitement neuronal dans la rétine de l’œil extrait des détails d’images destinées à transmission au cerveau. Compte tenu d’une image f de taille (x; y), la différence de gaussian (DOG) de l’image F est une fonction obtenue par la soustraction de l’image convolé F avec un gaussien de variance..à partir de l’image F convole avec gaussien de étroit variance … avec …dans le cas d’une dimension 1d, est défini comme suit :

$$G_{\sigma,K}\left(x,y\right)=f\left(x,y\right)\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2^2}}\exp\left(\frac{-x^2+y^2}{2}\right)-\frac{1}{\sqrt{2\pi k\sigma_2^2}}\exp\left(\frac{-x^2+y^2}{2}\right)\right) \qquad (4.1)$$

Dans le cas d'amélioration des caractéristiques, la différence de gaussien peut utiliser pour augmenter la visibilité des contours et d’autre détails sur l’image, cette approche parmi les meilleures technique proposé pour traiter une image a un haute niveau de bruit, et donc réalisée dans cette étude.

4.4.3 Extraction des caracteristiques

Apres la détection de la région d’intérêt, on va fixer la taille de tous les images en même taille avant d’extraire les paramètres avec trois différents descripteurs qui ils sont LBP, BSIF et LPQ pour étudier quelle est le meilleur descripteur pour cet algorithme .ensuite l’image descripté sera devise en bloc es se chevauchant (spatial pyramide décomposition) les caractéristique de LBP, BSIF ou LPQ sont résumé par des histogrammes concaténait pour tous les blocs.

La méthode de Le SPD est une approche introduite par [5] et al. (2006), qui basée sur la méthode d'histogramme pyramidal de [6] a utilisé les histogrammes de la pyramide spatiale pour correspondre des ensembles de descripteurs SIFT quantifiés pour la reconnaissance des formes. Le processus pyramidal spécial est construit avec le niveau L en deux étapes: Première étape: créer l’histogramme au niveau 0 de l'image entière de l'étiquette. Deuxième étape: la division en deux images de taille égaux régions au niveau 1 en utilisant la décomposition horizontale et / ou verticale et l'histogramme sont calculés pour chaque région. Le processus est répété en subdivisant récursivement chaque région et calcul d'histogrammes dans chaque région jusqu'à ce que le niveau souhaité L soit atteint. Dans nos expériences, les images des veines des doigts ont été divisées en utilisant la décomposition verticale après obtenir les images originales transformées par l'un des trois descripteurs locaux en utilisant LBP, LPQ et BSIF.

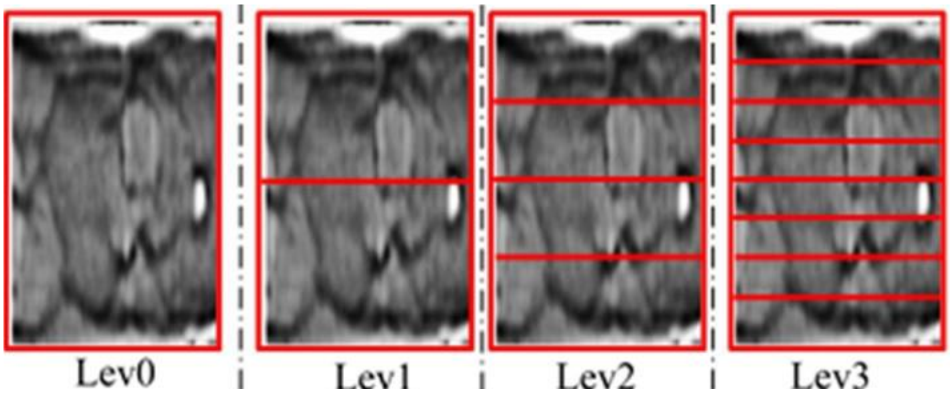


Figure 4.4 Stratégies de décomposition horizontale à Travers les différents sous-blocks

4.4.4 Classification

La méthode des k plus proches voisins est une méthode d'apprentissage supervisé. En abrégé k-NN [7] ou KNN, de l'anglais k-nearest neighbors.

Dans ce cadre, on dispose d'une base de données d'apprentissage constituée de N couples « entrée-sortie ». Pour estimer la sortie associée à une nouvelle entrée x, la méthode des k plus proches voisins consiste à prendre en compte (de façon identique) les k échantillons d'apprentissage dont l'entrée est la plus proche de la nouvelle entrée x, selon une distance à définir.

Par exemple, dans un problème de classification, on retiendra la classe la plus représentée parmi les k sorties associées aux k entrées les plus proches de la nouvelle entrée x.

En reconnaissance de forme, l'algorithme des k plus proches voisins (k-NN) est une méthode non paramétrique utilisée pour la classification et la régression. Dans les deux cas, il s'agit de classer l'entrée dans la catégorie à laquelle appartiennent les k plus proches voisins dans l'espace des caractéristiques identifiées par apprentissage. Le résultat dépend si l'algorithme est utilisé à des fins de classification ou de régression :

- en classification k-NN, le résultat est une classe d'appartenance. Un objet d'entrée est classifié selon le résultat majoritaire des statistiques de classes d'appartenance de ses k plus proches voisins, (k est un nombre entier positif généralement petit). Si k = 1, alors l'objet est affecté à la classe d'appartenance de son proche voisin.
- en régression k-NN, le résultat est la valeur pour cet objet. Cette valeur est la moyenne des valeurs des k plus proches voisins.

4.5 Validation croisée multiple

Plusieurs validations croisées partitionnent la base des données qui contient k image pour chaque classe. (k-n) de ces images sont utilisés pour l'entraiment le

classificateur tandis que le reste est utilisé pour le teste .Cela est ensuite répété k fois de sorte que chaque combinaison est utilisé pour le test une fois. C est-il y a k images pour chaque clase le classificateur utilise (k-n) images de chaque classe pour entrainer le reste n images pour le teste cette opération répété 2^{k-n} .le performance c'est le moyenne de tous les performances obtenue.

4.6 Les bases des données

4.6.1 La base des données d'empreinte de viennes SDUMLA-HMT

SDUMLA-HMT une base de données sur les veines des doigts qui, à notre connaissance, est la première base de données sur les veines des doigts ouvertes. L'appareil utilisé pour capturer les images des veines des doigts est conçu par Joint (Lab for Intelligent Computing and Intelligent Systems de l'Université de Wuhan).

Dans le processus de capture, chaque sujet a été invité à fournir des images de son index, de son majeur et de son annulaire des deux mains, et la collecte pour chacun des 6 doigts est répétée 6 fois pour obtenir 6 images de la veine du doigt. Par conséquent, notre base de données sur les veines des doigts est composée de 3 816 images. Chaque image est stockée au format "bmp" avec une taille de 320 × 240 pixels, et ainsi, la base de données des veines des doigts occupe environ 0,85 G octets au total.

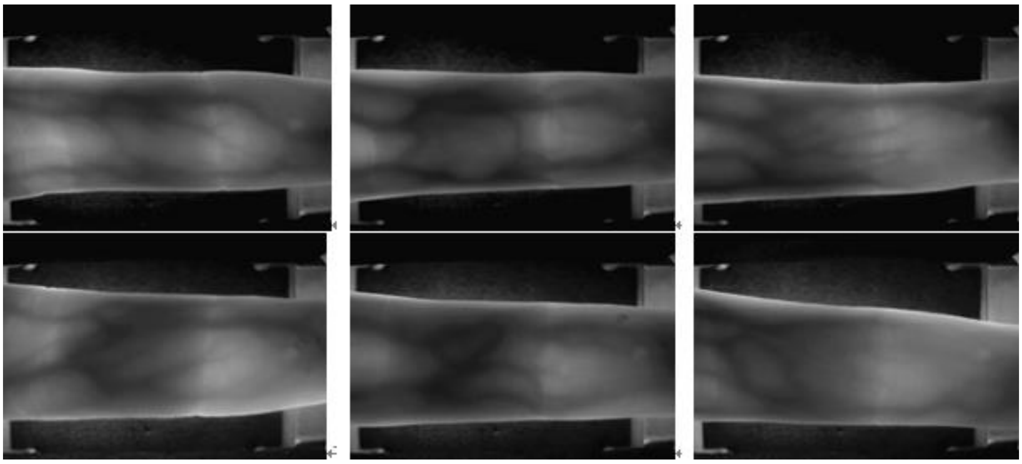


Figure 4.5 Exemples de l'image empreinte de viennes la base SDUMLA-HMT

4.6.2 La base des données d'empreinte de viennes (PolyU)

La base de données d'images des doigts de l'Université polytechnique de Hong Kong POLY-U se compose d'images des veines des doigts et de la surface des doigts acquises simultanément par des volontaires masculins et féminins. Cette base de données a été acquise en grande partie entre avril 2009 et mars 2010 à

l'aide d'un dispositif d'imagerie sans contact sur le campus de l'Université polytechnique de Hong Kong. La base de données actuellement disponible contient 6264 images provenant des 156 sujets, toutes les images sont au format bitmap (* .bmp). Dans cet ensemble de données, environ 93% des sujets ont moins de 30 ans. Les images des doigts ont été acquises en deux sessions distinctes avec un intervalle minimum d'un mois, un intervalle maximum de plus de six mois et l'intervalle moyen de 66,8 jours. Dans chaque séance, chacun des sujets a fourni respectivement 6 échantillons d'images de l'index du majeur et chaque échantillon composé d'une image de la veine du doigt et d'une image de la texture du doigt de la main gauche. Par conséquent, chaque sujet a fourni 24 images en une seule session

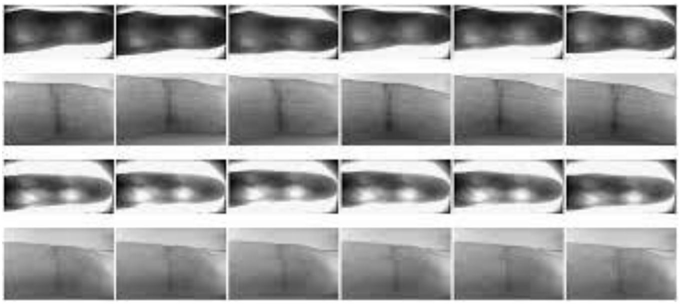


Figure 4.6 Exemples de l'image empreinte de viennes la base PolyU

4.6.3 La base des données d'empreinte palmaires (PolyU)

Des images multi spectrales de l'empreinte de la paume ont été recueillies auprès de 250 volontaires, dont 195 hommes et 55 femmes. La répartition par âge est de 20 à 60 ans. Nous avons collecté des échantillons dans deux sessions distinctes. Dans chaque session, le sujet a été invité à fournir 6 images pour chaque paume. Par conséquent, 24 images de chaque illumination de 2 paumes ont été collectées chez chaque sujet. Au total, la base de données contient 6 000 images de 500 palmiers différents pour un seul éclairage. L'intervalle de temps moyen entre la première et la deuxième session était d'environ 9 jours. Toutes les images palmprint originales capturé par un éclairage bleu, vert, rouge et NIR.

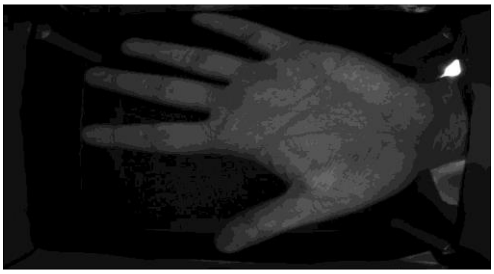


Figure 4.7 Exemples de l'image de viennes de palme de la base Poly

4.6.4 La base FV-USM

Les images de la base de données ont été collectées auprès 123 volontaires, 83 hommes et 40 femmes, membres du personnel et étudiants de l'Université Sains Malaysia. L'âge des sujets était compris entre 20 et 52 ans. Chaque sujet a fourni quatre doigts : l'index gauche, le majeur gauche, l'index droit et le majeur droit, ce qui a donné un total de 492 classes de doigts. Les images de doigts capturées ont fourni deux caractéristiques importantes : la géométrie et le motif veineux. Chaque doigt a été capturé six fois en une session et chaque individu a participé à deux sessions, séparées par plus de deux semaines de temps. Lors de la première session, un total de 2952 (123 x 4 x 6) images ont été collectées. Par conséquent, à partir de deux sessions, nous avons obtenu un total de 5904 images de 492 classes de doigts. La résolution spatiale et la résolution en profondeur des images de doigts capturées étaient respectivement de 640 x 480 et de 256 niveaux de gris. Nous fournissons également les images ROI extraites pour la reconnaissance des veines du doigt.

4.7 Résultat expérimentaux et discussions

4.7.1 Performance de la base d'empreinte de vienne SDUMLA-HMT

La performance des résultats des tests a été évaluée avec le taux de reconnaissance donné en pourcentage qui calcule le nombre d'images des veines des doigts correctement reconnues divisé par toutes les images des veines des doigts dans l'ensemble de test de tous les sujets. Fig.4.5. Dépeint les résultats de performance de l'approche proposée pour la base de données SDUMLA-HMT. Les résultats concernent les trois descripteurs réalisés dans cette recherche: local binaire pattern LBP, image statistique binarisée avec BSIF et quantification de phase locale LPQ, chacune obtenue après avoir trouvé la région d'intérêt ROI, aussi une étape de prétraitement consiste à la normalisation et l'amélioration d'une image.

L'image dans l'espace descripteur sera divisée verticalement. En utilisant la méthode de décomposition de la pyramide spatiale SPD, pour obtenir des sous-images à chaque niveau qui constituerait l'image candidate qui ils sont utilisé à la fois dans l'entraiment et les tests comme le montre la Fig.1. Pour la base de données SDUMLA, les images des veines des doigts ont été prises à partir de trois doigts de la Main gauche, l'index, le majeur et l'annulaire. Résultats de performance en fonction de sept niveaux de décomposition, l'étape de test de ces trois doigts sont ensuite représentés sur la Fig4.7 et les tableaux (4.2-4.3-4.4). On voit clairement que le taux de reconnaissance pour l'index gauche était le meilleur parmi les deux autres doigts quelle que soit l'image descripteurs utilisés, notamment à partir du niveau 4 pour les descripteurs LBP et BSIF et de le niveau 7 pour le descripteur LPQ.

Tableau 4.2 Résultat de la base SDUMLA, LBP avec défirent nivaux de pyramide

Niveaux de pyramide	Index gauche	Majeur gauche	Annulaire gauche
0	89.64	86.76	89.37
1	96.90	96.40	95.85
2	96.90	96.67	97.56
3	98.82	97.50	98.03
4	98.96	97.88	98.30
5	99.23	98.30	98.52
6	99.34	98.60	98.76
7	99.32	98.69	98.96

Sur le niveau 1 le taux de reconnaissance devient plus élevé et tend à diminuer au profit des deux autres doigts. Il est également observable sur la Fig4.8 que tous les taux de reconnaissance sont relativement de valeurs élevées, par exemple, il n'y a pas de précision de performance inférieure à 85% dénotant l'efficacité de l'approche proposée. En outre, aucune amélioration n'est observée avec les niveaux de décomposition supérieure à dix; le système de reconnaissance semble fournir des taux de reconnaissance stables. Les meilleurs résultats atteints sont donc respectivement de 99,8% et 99,3% pour le descripteur LPQ et pour les deux Descripteurs BSIF et LBP. Dans la même ligne que ci-dessus, Les tableaux (4.2, 4.3 ,4.4) présentent simultanément l'évaluation des résultats de descripteur LBP BSIF et LPQ avec les défirent nivaux de pyramide.

Le tableau 4.2 ce sont les résultats de LBP avec p= 8 et R = 3

Aussi pour le descripteur le taux reconnaissance a été augmenter après la premier division d images surtout pour le première doigt et continue à augmenter jusqu'à le niveau 7 Les meilleurs résultats atteints sont donc respectivement de 99,32%, 99,69% et 98,96 pour les trois doigts.

Tableau 4.3 SDUMLA, descripteur BSIF avec Pyramide

Niveaux de pyramide	Index gauche	Majeur gauche	Annulaire gauche
0	83.02	83.02	83.02
1	93.24	91.70	92.85
2	93.24	91.70	92.85
3	97.53	96.07	96.93
4	98.96	97.88	98.81
5	99.36	98.49	98.63
6	99.31	98.69	98.96
7	99.32	98.69	98.96

D’après le tableau 4.4 Les résultats des descripteurs LPQ sont les meilleurs même sans SPD il donne des résultats acceptable surtout avec le doigt annulaire gauche .la division SPD juste au niveau 1le taux se levé de 7 %. Il est remarquable aussi que le LPQ donne les meilleures résultats 99.78%,99.45% et 99.23% respectivement avec les trois doigts.

Tableau 4.4 Résultât de la base SDUMLA avec pyramide , LPQ descripteur

Niveaux de pyramide	Index gauche	Majeur gauche	Annulaire gauche
0	89.58	88.65	90.68
1	97.14	95.08	95.83
2	98.85	97.23	98.00
3	98.87	97.80	98.36
4	99.03	99.28	99.18
5	99.75	99.43	99.14
6	99.78	99.45	99.21
7	99.78	99.45	99.23

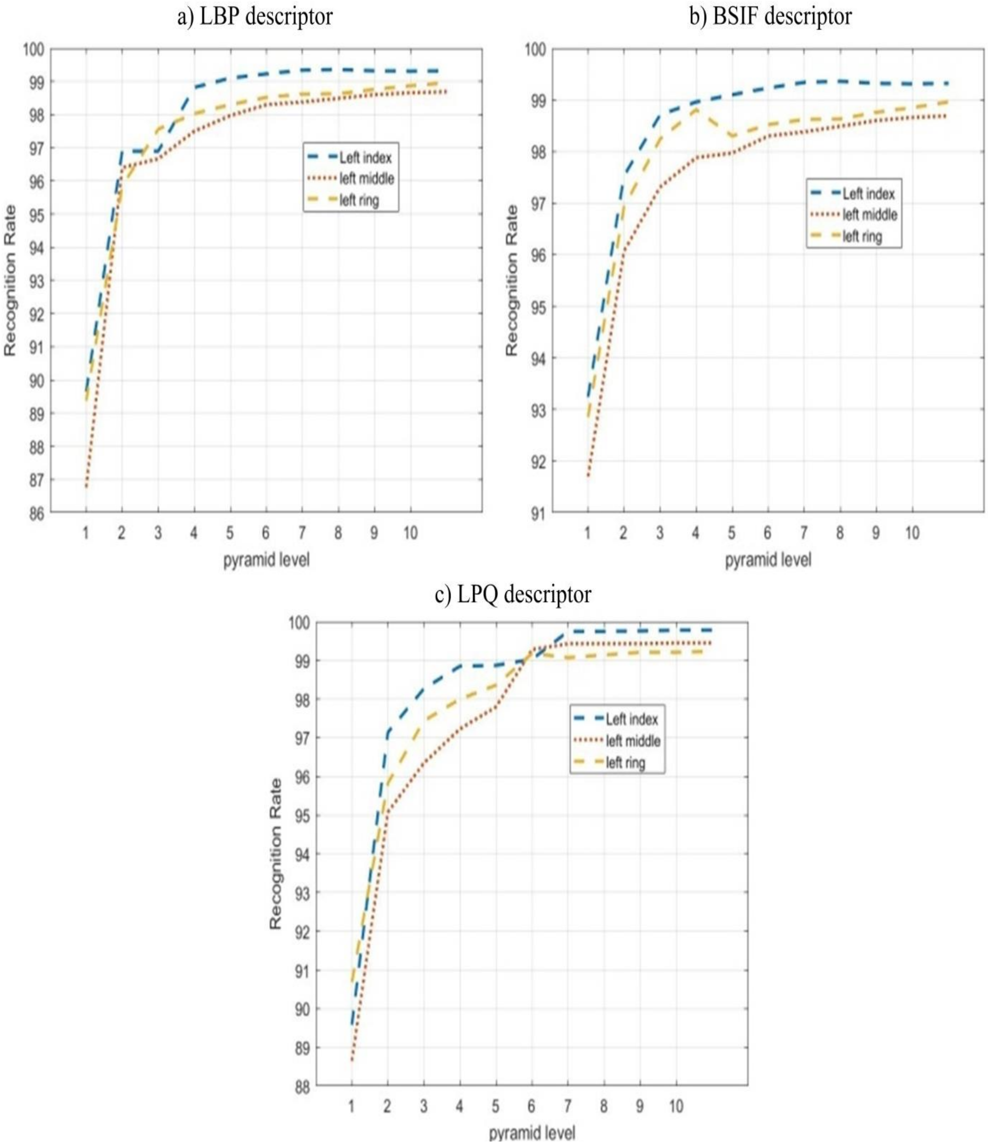


Figure 4.8 Performance de SDUMLA la base SDUMLA-HMT avec les trois descripteurs

Afin de bien comprendre le choix de descripteurs nous avons étudié chaque un des descripteurs avec leurs paramètres. nous avons effectué plusieurs ensembles d'expériences en utilisant le descripteur BSIF qui dépend de deux paramètres: la taille de la fenêtre de filtre et le nombre de bits qui composent la chaîne de code binaire. Par conséquent, pour trouver les paramètres optimaux qui donnent les meilleurs résultats, nous avons commencé par explorer tous les paramètres BSIF. Nous avons utilisé des filtres de tailles de patch: 3 × 3, 5 × 5, 7 × 7,9 × 9, 11 × 11, 13 × 13, 15 × 15 et 17 × 17 avec des longueurs de code binaire de base de: 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11 et 12. Les tableaux (4.5-4.13) montrent les résultats expérimentaux obtenus en utilisant différentes tailles de patch avec différentes valeurs de base.

Tableau 4.5 SDUMLA-HMT avec différents paramètres de BSIF

BSIF paramètres	3×3	5×5	7×7	9×9	11×11	13×13	15×15	17×17
5 bit	93 ,88	96,71	98 ,08	98,11	98,03	97,17	97,11	97,12
6 bit	94,86	98,08	98,85	98,96	98,82	98,41	98,49	98,49
7 bit	95,85	98,54	99,20	99,25	99,43	99,26	99,04	99,17
8 bit	98,47	98,60	99,10	99,36	99,65	99,51	99,23	99,06
9 bit			98,49	99,12	99,07	98,95	98,90	98,74
10 bit			97,56	98,14	97,83	99,06	97,74	98,02
11 bit			95,39	96,82	98,51	98,38	97,80	97,26
12 bit			92,78	96,07	97,61	97,03	96 ,68	96,16

Nous avons évalué notre système avec les paramètres de LBP avec les bases SDUMLA et PolyU, les résultats sont mentionné sur les tableaux (4.6-4.15) , pour la base SDUMLA nous avons obtient le meilleur résultat avec p=8 et r=5.

Tableau 4.6 SDUMLA-HMT avec les paramètres de LBP

Paramètres LBP	Taux de reconnaissance
LBP(8,1)	90,75
LBP(8,2)	96,16
LBP(8,3)	98,82
LBP(8,4)	98,98
LBP(8,5)	99,20
LBP(8,6)	**98,21**

Pour les paramètres LPQ nous avons essayé plusieurs tailles de phase pour ce descripteur. Le tableau présente les résultats de différents paramètres de LPQ avec la base des données SDUMLA-HMT.

Tableau 4.7 Le descripteur LPQ sur la base SDUMLA-HMT

Taille de fenêtre de LPQ	3	5	7	9	11	13	15
Taux de reconnaissance	95,60	97,66	98,76	99,17	99,56	99,62	**99,78**

Nous évaluions notre système selon la méthode de réduction des paramètres utilisons les méthodes PCA, KFA et LDA .d'après notre études sur le tableau 4.8 la méthode de réduction LDA donne les bonnes résultats.

Tableau 4.8 Résultats de différentes méthodes de réduction la base SDUMLA-HMT

Méthode de réduction	Taux de reconnaissance
PCA	99,10%
KFA	99,43%
LDA	**99,78%**

4.7.2 Performance de la base d'empreinte de vienne PolyU

La base de données PolyU est esquissée dans la figure 8. La base de données PolyU ne fournit que les deux doigts gauches: (l'index et le milieu). Les résultats de performance sont donnés en fonction des niveaux de décomposition séparément pour les trois descripteurs. Il est observable à partir de la Fig.4.6 que les taux de reconnaissance du majeur sont presque meilleurs que l'index sauf dans le cas du descripteur LBP, mais a tendance à dépasser les performances résultat de l'index pour les niveaux de décomposition au-delà de la valeur de dix. Cela pourrait s'expliquer par la plus grande taille habituelle du majeur qui aurait été acquise plus facilement que l'index, obtenant ainsi des images claires à traiter ultérieurement par le système de reconnaissance.

Les meilleurs résultats de performance atteints sont donc de 99,2%, 99,6% et 99,3% respectivement pour les descripteurs LBP, LPQ et BSIF comme indique sur les tableaux et les tableaux (4.10-4.11-4.12). C'est on compare les résultats obtenu sur le niveau 0 de pyramide avec les résultats obtenu avec décomposition pyramidale proposée on conclue que cette décomposition verticale est donne des très bonnes résultats.

Le tableau 4.9 exprime les résultats de la base PolyU ont utilisons le descripteur LBP avec p= 8 et R = 6 avec les niveaux de SPD .les résultats au niveau 0 c est à dire sans utilisation de SPD ce sont des résultats catastrophiques 51,66 %et 52,04 % pour les deux doigts, l'utilisation de SPD au niveau 1 donne des bonnes résultats.

Tableau 4.9 étude de la base PolyU, descripteur LBP avec défirent niveaux de Pyramide

Niveaux de pyramide	Index gauche	Majeur gauche
0	51.66	52.04
1	91.26	90.85
2	97.63	97.40
3	98.44	98.38
4	99.07	98.78
5	99.16	98.50
6	99.20	98.47
7	99.19	98.45

Dans le tableau 4.10 et 4.11 les résultats de BSIF et LPQ respectivement, avec la base PolyU , sont des résultats croissante avec le niveau de SPD.

Tableau 4.10 la base PolyU, BSIF descripteur avec décomposition Pyramidale

Niveaux de pyramide	Index gauche	Majeur gauche
0	87.78	88.10
1	97.87	98.39
2	99.04	99.47
3	99.13	99.59
4	99.25	99.63
5	99.28	99.58
6	99.27	99.62
7	99.35	99.27

Tableau 4.11 PolyU, LPQ descripteur, décomposition Pyramidal

Niveaux de pyramide	Index gauche	Majeur gauche
0	93.62	95.63
1	98.74	99.28
2	99.25	99.67
3	99.56	99.74
4	99.68	99.71
5	99.66	99.68
6	99.63	99.66
7	99.44	99.65

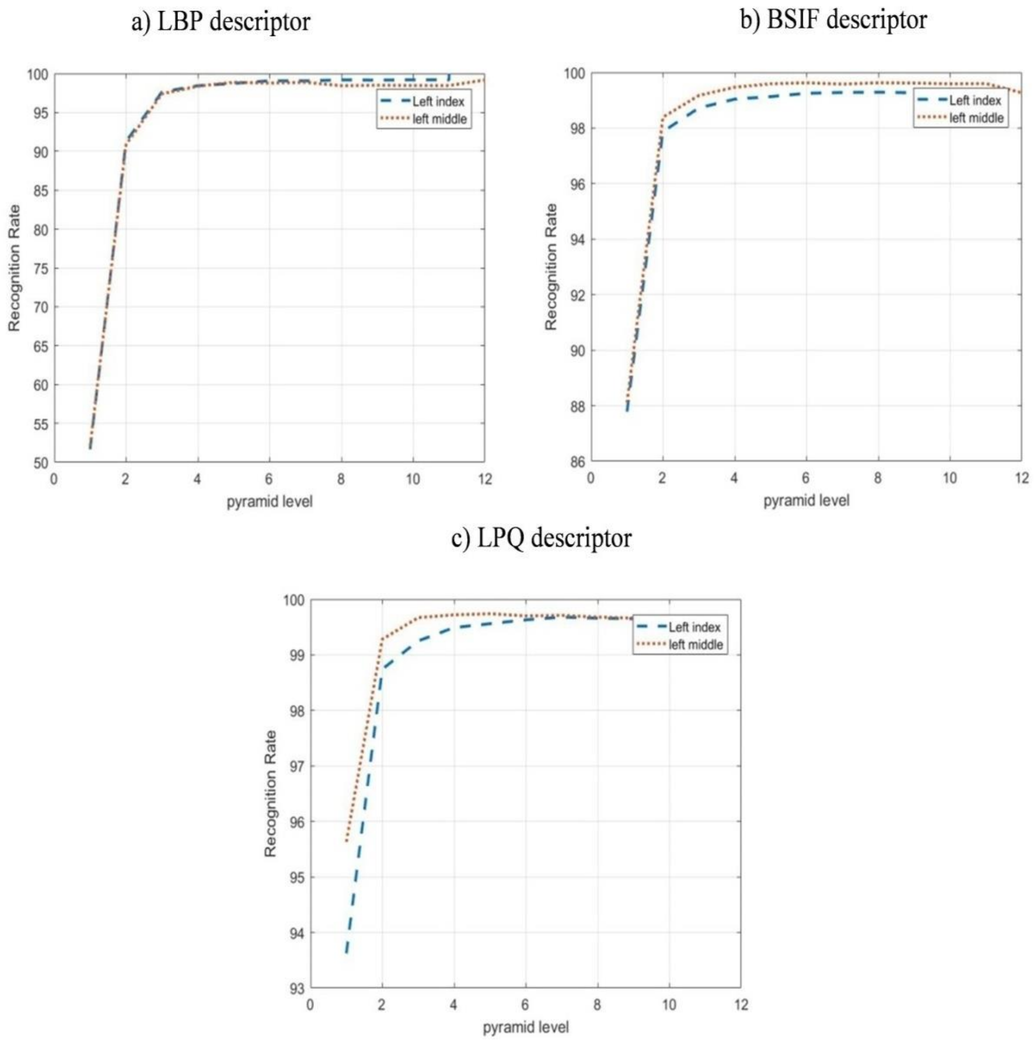


Figure 4.7 Performance de la base d'empreinte de veine POLY-U avec les trois descripteurs

Tableau 4.12 La base POLY-U avec les paramètres de BSIF

BSIF paramètres	3×3	5×5	7×7	9×9	11×11	13×13	15×15	17×17
5 bit	48,00	61.68	75,95	81,27	85,97	88,13	89,04	88,76
6 bit	72,17	92,34	97,84	98,06	97,80	95,30	98,41	98,49
7 bit	80,13	97,01	98,88	99,09	98,92	99.20	99,18	99,17
8 bit	80,78	98,60	98,75	98,95	99,47	99,34	99,44	99,06
9 bit			98,12	98,95	99,37	98,72	99,35	98,64
10 bit			94,50	97,97	98,08	98,14	98,71	98,02
11 bit			90,82	97,53	96,75	97,90	97,08	97,26
12 bit			85,29	94,20	95,80	92,69	96,26	96,06

Il ressort clairement des résultats présentés dans les tableaux (4.5-4.12), que les caractéristiques obtenues dans chaque taille de patch différent, varient d'un cas à un autre et que la taille 8 bits surpasse toutes les combinaisons restantes avec toutes les bases de données surtout avec la fenêtre de 15 x 15 pixels .les meilleurs paramètres du descripteur BSIF (c'est-à-dire une taille de fenêtre de 15 x 15 pixels avec 8 bits).

Dans le tableau 4.13 les résultats de la base PolyU (un seul doigt) avec les différentes tailles de filtre de LPQ.

Tableau 4.13 La base POLY-U avec les paramètres de descripteur LPQ

Taille de fenêtre de LPQ	3	5	7	9	11	13	15
Taux de reconnaissance	74,08	86 ,00	98,45	98,45	99,43	99,57	**99,78**

Le tableau 4.14 les résultats de LBP avec p=8 et r=5 c'est le meilleur choix.

Tableau 4.14 Paramètres de descripteur LBP sur la base PolyU

Paramètres LBP	Taux de reconnaissance
LBP (8,1)	87,54
LBP (8,2)	97,23
LBP (8,3)	98,44
LBP (8,4)	98,74
LBP (8,5)	**98,78**
LBP (8,6)	98,34

4.7.3 Les bases FV-USM et les veines palmaire POLY-U

Aussi nous avons appliqué cet algorithme sur la base des veines FV-USM et la POLY-U des veines palmaires. Ce système donne des bons résultats aussi avec les différents modalités de la main tels que empreinte digitale, empreinte palmaire, les veines de palme, l'empreinte de knickle.

Les résultats obtenu pour la base des veines de doigts FV-USM et **96,14** avec LBP(8,5) taille de filtre 15 **98,47** avec BSIF de 17×17 taille de filtre et 8 bites, **99,95** pour le descripteur LPQ de15 taille de fenêtre.

4.4.1 Vérification

Dans la seconde partie de l'expérience, nous avons testé les performances de vérification de notre système par deux bases de données SDUMLA-HMT et PolyU empreinte de veine. Les figure (4.8-4.9) illustrent l'amélioration de cette méthode

avec et son SPD décomposition. Le tableau 4.16 résume l essentielle des résultats dans le mode de vérification.

Tableau 4.15 les résultats en mode vérification

La base des données	EER	FAR	FRR	le taux de vérification
SDUMLA-HMT	0.17	0.041	0.31	0.99
PolyU-FV	0.84	0.84	0.85	0.98
FV-USM	0.20	0.14	0.27	0.99

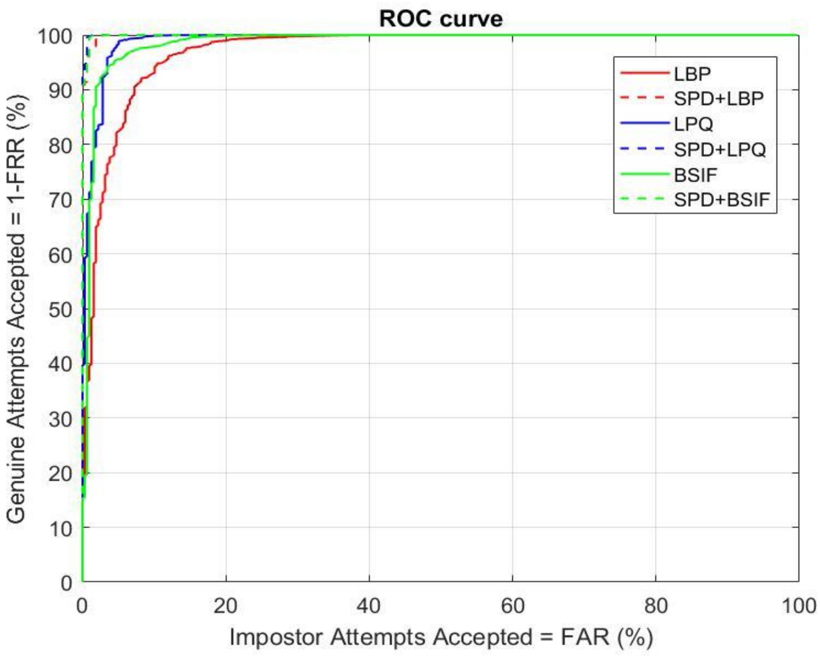


Figure 4.9 courbe ROC de la base SDUMLA-HMT

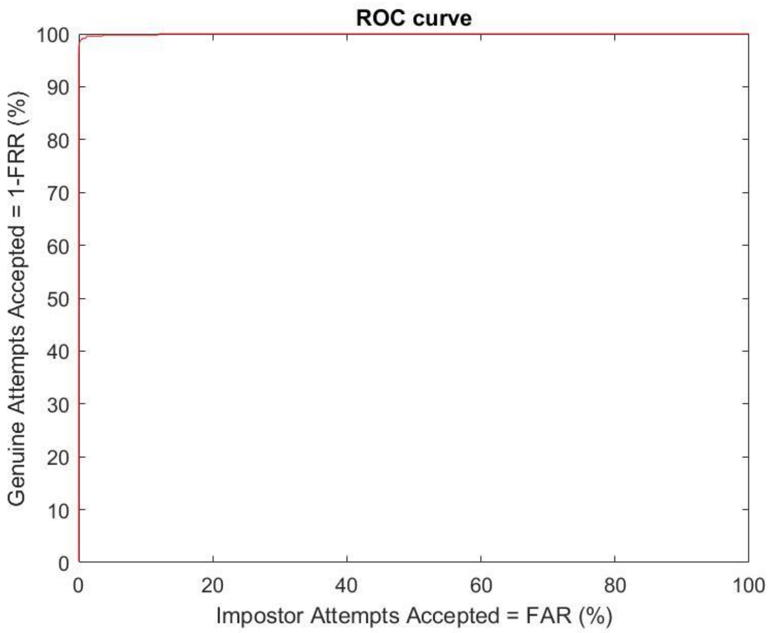


Figure 4.10 courbe ROC de la base d'empreinte de veine PolyU avec le descripteur LPQ+SPD

Pour une analyse complète, nous avons également comparé les résultats obtenus avec ceux de la reconnaissance automatique d'empreinte de veine. Comme on peut le voir dans le tableau (4 .16, et 4 .17) le schéma proposé présente le taux de reconnaissance le plus élevé pour SDUMLA et PolyU empreinte veine ce qui révèle une performance de classe supérieure par rapport à l'état de l'art.

Tableau 4.16 Comparaison des résultats de la base SDUMLA

Methods	Train/class	Recognition rate (%)
Ref [6]	Not mentioned	88,7
Ref [7]	3/6	86,2
Ref [8]	3/6	94,0
Ref [9]	5/6	98,1
Proposé	3/6	99,06

Tableau 4.17 Etude Comparative de la base PolyU FV avec la littérature

Methods	Train/class	Recognition rate
Ref [10]	3/6	99,4
Propose	3/6	99,8

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre système d'identification et de Vérification propose pour la reconnaissance biométrique par les signaux de la main et les implémentations effectuées et les résultats obtenus par notre système de reconnaissance biométrique qui associent les avantages de différentes méthodes en combinant plusieurs descripteurs d'image., une évaluation de notre système a été effectuée sur les bases des donnes SDUMLA-HMT et POLY-U et FV-USM. Nous sommes conclu en premier étape que la méthode de segmentation DOG est très efficace pour les images flou comme celles les images de la main.

Nous avons commencé par présenter les performances de nos résultats et nous avons comparé et testé les performances de trois descripteurs de texture locaux très récents dans le domaine de l'analyse de texture, à savoir LBP, BSIF et LPQ, appliqués sur des données biométriques bidimensionnelles, en utilisant des bases d'images de l'empreintes de veines ou palme veine Puis Nous sommes obtiens sur la recherche des meilleurs paramètres du descripteur LPQ.

Dans la dernière étape, nous avons développent que la décomposition pyramidale spatiale d'image sur le sconse verticale de doigt, donne des paramètres solide afin de passe la réduction et la classification .ce système proposé à un niveau de sécurité très élevé et très rapide.

References Bibliographies

[1] SDUMLA-HMT finger vein database (2010).

[2] polyU Database. (2009).

[3] Mohd Shahrimie Mohd Asaari, Shahrel A. Suandi, Bakhtiar Affendi Rosdi, *Fusion of Band Limited Phase Only Correlation and Width Centroid Contour Distance for finger based biometrics*, Expert Systems with Applications, Volume 41, Issue 7, 1 June 2014, Pages 3367-3382, ISSN 0957-4174

[4] Khan, Zohaib, et al. "Multispectral palmprint encoding and recognition." arXiv preprint arXiv:1402.2941 (2014).

[5] Lazebnik, S., Schmid, C. & Ponce, J. (2006), Beyond bags of features: Spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories, in 'null', IEEE, pp. 2169–2178.

[6] Huang, H.-M., Liu, H.-S. & Liu, G.-P. (2012), 'Face recognition using pyramid histogram of oriented gradients and svm', Advances in information Sciences and Service Sciences 4(18), 1–8.

[7] Keller, James M., Michael R. Gray, and James A. Givens. "A fuzzy k-nearest neighbor algorithm." IEEE transactions on systems, man, and cybernetics 4 (1985): 580-585.

[8] Xie, Y., Yang, J., Zhao, X. & Zhang, X. (2015), Finger vein recognition based on local opposite directional pattern, in 'Chinese Conference on Biometric Recognition', Springer, pp. 297–304.

[9] Sikarwar, P. et al. (2016), Finger vein recognition using local directional pattern, in 'Inventive Computation Technologies (ICICT), International Conference on', Vol. 1, IEEE, pp. 1–5.

[10] Meng, X., Xi, X., Yang, G.&Yin, Y. (2018), 'Finger vein recognition based on deformation information', Science China Information Sciences 61(5), 052103.

[11] Banerjee, A., Basu, S., Basu, S. & Nasipuri, M. (2018), 'Artem: a new system for human authentication using finger vein images', Multimedia Tools and Applications 77(5), 5857–

Conclusion Générale

La nécessité d'accès sécurisés automatisés à des environnements physiques ou virtuels est en pleine croissance. Ce besoin requière des moyens fiables pour vérifier l'identité d'une personne qui se présente au système d'accès. Les moyens classiques reposants sur des mots de passe ou des cartes magnétiques associées à un code personnel présentent un certain nombre d'inconvénients. Un mot de passe peut être oublié ou même cédé à quelqu'un d'autre les cartes d'accès peuvent également être perdues ou volées.

Dans cette thèse, les résultats obtenus des systèmes biométriques proposées sont très encourageants et ils indiquent que les modalités situe dans la main tels que empreinte de veine FVRs, ou FKPs ou bien empreinte de palmes peuvent répondre aux exigences de sécurité.

Dans ce travail, nous avons présenté une méthode pour la reconnaissance automatique de la main en utilisant trois caractéristiques de texture locales à savoir LBP, BSIF et LPQ. La performance du système est présentée en référence sur plusieurs bases de données expérimentales de la biométrie de la main telles : les bases d'empreinte veineuses (SDUMLA-HMT et POLY-U FV-USM), la base d'empreintes palmaire POLY-U ou Les Meilleurs résultats ont atteint un taux d'identification très élevé pour tous les bases.

Liste des publications

Article

Griouz, Badreddine, et al. "A spatial pyramidal decomposition method for finger vein recognition using local descriptors." *International Journal of Biometrics* 12.2 (2020): 131-146.

Communications internationales:

- [1] Griouz Badreddine, Ali KHIDER, Abdelhani BOUKROUCHE, Youbi Zineb. " New approach for finger knuckle-print recognition " XXIX International Biometric Conference (IBC2018), 2018, (Barcelona-Spain)
- [2] Ali KHIDER, Amir BENZAOUI, Badreddine GRIOUZ, Zineb YOUBI. "Face recognition from low-quality images based on deep learning autoencoder model" XXIX International Biometric Conference (IBC2018), 2018, (Barcelona-Spain)

-[3] Youbi, Zineb, et al. "Novel Approach of Face Identification Based on Multi-scale Local Binary Pattern." 2018 International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications (SIVA). IEEE, 2018.

- **Communications nationales:**

- [3] Griouz Badreddine, Ali KHIDER, Houcine Bourouba, Youbi Zineb. "An efficient algorithm for finger vein recognition." The 5th edition of PhD students day, 2017 national Conference, 05 December 2017. (Oran)
- [4] Ali KHIDER, Badreddine GRIOUZ, Abdelhani BOUKROUCHE, Hakim DOGHMANE. " Face recognition based Deep Learning Supervised Autoencoder model." The 5th edition of PhD students day, 2017 national Conference, 05 December 2017. (Oran)

(Identification de personnes par les signaux de la main)

Résumé:

Cette thèse propose des systèmes de reconnaissance automatique des personnes par les signaux de la main tels que la reconnaissance des veines des doigts (FVR). En effet, il trouve principalement son importance pour l'authentification des documents administratifs et officiels dans lesquels une plus grande précision est nécessaire. Dans l'approche proposée, les caractéristiques sont extraites à l'aide de trois descripteurs: Les caractéristiques d'image statistique binaire (BSIF), Les modèles binaires locaux (LBP) et la quantification de phase locale (LPQ). Nous avons proposé aussi la méthode de décomposition pyramidale spatiale (SPD) pour améliorer les performances. La technique (SPD) décompose une image en sous-régions à partir desquelles les histogrammes sont calculés et concaténés. Dans l'étape suivante, le vecteur des paramètres obtenus est réduit en utilisant la méthode LDA qui élimine également la redondance dans le vecteur caractéristique, enfin le classificateur KNN est appliqué pour obtenir la décision finale. Les bases de données d'images SDUMLA et PolyU sont utilisées pour évaluer le système proposé. Les performances mesurées par le taux de reconnaissance atteignent jusqu'à 99,8% et 99,6% respectivement par le système proposé pour les bases de données SDUMLA , PolyU et FVUSM respectivement. Les résultats obtenus surpassant ainsi certains systèmes existants

Mots-Clés : reconnaissance des veines des doigts (FVR), empreinte des doigts (FKP); extraction de caractéristiques; biométrie; modèles binaires locaux (LBP); caractéristiques d'images statistiques binaires (BSIF), quantification de phase locale (LPQ); k-classificateur du voisin le plus proche (KNN)

Identification of people by hand signals

Abstract:

This thesis proposes systems for person recognition by hand signals such as finger vein recognition (FVR). Indeed, it finds mostly its importance for administrative and official documents authentification in which greater accuracy is needed. In the proposed approach, features are extracted using three descriptors: Binarized Statistical Image Features (BSIF), Local Binary Patterns (LBP), and Local Phase Quantization (LPQ). We also proposed using the Spatial Pyramid Decomposition (SPD) method to improve performance. The technique (SPD) decomposes an image into sub-regions from which histograms are computed and concatenated in one vector. In the next step, the obtained vector is reduced using the LDA method which also eliminates redundancy in the feature vector. Finally the K-NN classifier is applied to obtain the final decision. SDUMLA and PolyU image databases are used to evaluate the proposed system. The performance measured by the recognition rate reaches up to 99.8% and 99.6% respectively by the proposed system for SDUMLA, PolyU and FVUSM databases respectively. The results obtained thus surpass some existing systems.

Key-words: finger vein recognition (FVR), finger knuckle print (FKP) ; feature extraction; biometrics; local binary patterns (LBP); binary statistical image features (BSIF),Local Phase Quantization (LPQ); k-nearest neighbour classifier (KNN).

التعرف على الأشخاص عن طريق الإشارات اليدوية

ملخص:

تقترح هذه الأطروحة أنظمة للتعرف التلقائي على الأشخاص عن طريق الإشارات اليدوية في الواقع ، تجد أهميتها بشكل أساسي في توثيق الوثائق .(FVR) مثل التعرف على وريد الأصابع الإدارية والرسمية التي تتطلب مزيدًا من الدقة. في النهج المقترح، يتم استخراج الميزات باستخدام ، (LBP) ، والأنماط الثنائية المحلية(BSIF) ثلاثة واصفات: ميزات الصورة الإحصائية الثنائية لتحسين الأداء. (SPD) اقترحنا أيضًا طريقة التحلل الهرمي المكاني .(LPQ) وتكميم الطور المحلي على تفكيك الصورة إلى مناطق فرعية يتم منها حساب الرسوم البيانية وتسلسلها. (SPD) تعمل تقنية التي تقضي LDA في الخطوة التالية، يتم تقليل متجه المعلمة الذي تم الحصول عليه باستخدام طريقة للحصول على القرار النهائي. KNN أيضًا على التكرار في متجه الميزة، وأخيراً يتم تطبيق مصنف لتقييم النظام المقترح. يصل الأداء الذي تم قياسه PolyU و SDUMLA تستخدم قواعد بيانات بمعدل التعرف إلى 99.8٪ و 99.6٪ على التوالي من خلال النظام المقترح لقواعد بيانات على التوالي. النتائج التي تم الحصول عليها تفوق بعض FVUSM و PolyU و SDUMLA النظم القائمة

الكلمات الرئيسية:

؛ ميزة استخراج؛ القياسات (FKP) ، بصمة الإصبع (FVR) التعرف على وريد الإصبع
، تكميم (BSIF) ؛ خصائص الصورة الإحصائية الثنائية (LBP) الحيوية. النماذج الثنائية المحلية
(KNN) الجار الأقرب -ك ؛ مصنف (LPQ) الطور المحلي